

Н.Г. Топольский, В.Я. Вилисов

**МЕТОДЫ, МОДЕЛИ И
АЛГОРИТМЫ
В СИСТЕМАХ БЕЗОПАСНОСТИ
МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ,
РОБОТОТЕХНИКА,
СТРАХОВАНИЕ,
РИСКИ,
КОНТРОЛЬ**

МОНОГРАФИЯ

*Под редакцией доктора технических наук,
профессора Н.Г. Топольского*

Москва
РИОР

УДК 614.842.83.07/.08

ББК 38.96

T58

А в т о р ы:

Топольский Н.Г. - д-р. техн. наук, профессор, заслуженный деятель науки РФ, академик РАЕН и НАНПБ, профессор кафедры информационных технологий Академии ГПС МЧС России (Москва). Автор более 700 печатных работ, в том числе более 40 монографий по моделированию и разработке интеллектуальных автоматизированных систем комплексной безопасности потенциально опасных и критически важных объектов, зданий и сооружений;

Вилисов В.Я. - д-р экон. наук, канд. техн. наук, профессор кафедры математики Технологического университета (г. Королев). Автор более 200 печатных работ, в том числе семи монографий по математическому моделированию и методам информационно-аналитической поддержки принятия решений в организационно-технических системах.

Р е ц е н з е н т ы:

Денисов А.Н. - д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры пожарной тактики и службы Академии ГПС МЧС России (Москва);

Фирсов А.В., канд. техн. наук, доцент, начальник кафедры гражданской защиты Академии ГПС МЧС России (Москва)

Топольский Н.Г., Вилисов В.Я.

T58 Методы, модели и алгоритмы в системах безопасности : машинное обучение, робототехника, страхование, риски, контроль : монография / Н.Г Топольский, В.Я. Вилисов; под ред. д-ра техн. наук, профессора Н.Г. Топольского. – Москва : РИОР, 2021. – 475 с. – DOI: <https://doi.org/10.29039/02072-2>

ISBN 978-5-369-02072-2

В монографии рассмотрены актуальные вопросы поддержки принятия решений и управления в системах обеспечения безопасности при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций на основе использования инновационных подходов и инструментов исследования операций, искусственного интеллекта, робототехники и методов управления в организационных системах.

Монография предназначена для профессорско-преподавательского состава, научных сотрудников, аспирантов (адъюнктов) и докторантов, а также для магистрантов, студентов и слушателей образовательных организаций, всем тем, кто интересуется проблемами поддержки принятия решений и управления в системах обеспечения безопасности.

Издается в авторской редакции.

УДК 614.842.83.07/.08

ББК 38.96

ISBN 978-5-369-02072-2

© Топольский Н.Г.

Вилисов В.Я.

Посвящается

30-летию научной школы по автоматизации систем и средств предупреждения и ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций, возглавляемой заслуженным деятелем науки РФ, академиком Российской академии естественных наук и Национальной академии наук пожарной безопасности, доктором технических наук, профессором Николаем Григорьевичем Топольским

Оглавление

Введение.....	9
Глава 1. Методы и технологии поддержки принятия решений при управлении силами и средствами в чрезвычайных ситуациях	12
1.1. Проблемы и задачи управления ликвидацией пожаров и ЧС в РСЧС	12
1.1.1. Структура управления РСЧС	12
1.1.2. Факторы ликвидации пожаров	14
1.1.3. Модели и задачи управления ликвидацией пожаров	16
1.2. Современные интеллектуальные системы управления	19
1.2.1. Системы поддержки принятия решений в информационных системах.....	19
1.2.2. Системы, основанные на знаниях.....	25
1.2.2.1. Элементы поддержки ликвидации пожаров и ЧС в РСЧС.....	25
1.2.2.2. Неопределенности в задачах управления силами и средствами.....	29
1.2.2.3. Технологии накопления знаний в сложных системах	30
1.2.3. Модели и алгоритмы, используемые для поддержки принятия решений в практике управления ликвидацией ЧС	41
1.3. Анализ взаимосвязей показателей и факторов по данным пожарной статистики.....	47
1.3.1. Методологические аспекты оценки эффективности инновационных элементов поддержки ликвидации пожаров и ЧС.....	47
1.3.2. Логика построения адекватных факторных моделей	49
1.3.3. Регрессионный анализ пожарной статистики	55
1.3.3.1. Регрессионные модели показателей реагирования ГПС	55
1.3.3.2. Восстановление недостающих данных в выборках наблюдений показателей ущерба на основании вспомогательных регрессионных моделей	58
1.3.4. Регрессионные модели взаимосвязи ущерба и временных характеристик реагирования пожарных подразделений.....	60
1.3.4.1. Модели по всем пожарам за период 2003-2017 гг. и за 2011-2017 гг.	60
1.3.4.2. Модели по пожарам в городах за период 2011-2017 гг.	66
1.3.4.3. Модели по пожарам в сельской местности за период 2011-2017 гг.....	67
1.3.4.4. Сводные результаты регрессионного анализа зависимости показателей ущерба от временных характеристик реагирования	68
1.3.4.5. Анализ статистических данных о пожарах по регионам России.....	74
1.3.5. Прогнозирование показателей реагирования и ущерба от пожаров.....	76
1.3.5.1. Методы экстраполяционного прогнозирования.....	76
1.3.5.2. Прогнозирование показателей реагирования по России	78
Выводы по главе 1	78
Глава 2. Машинообучаемые модели, алгоритмы и методы поддержки принятия решений при распределении ограниченных ресурсов в процедурах оперативного управления ликвидацией пожаров	82
2.1. Управление силами и средствами при одновременных вызовах	82
2.1.1. Анализ статистики пожаров в городах	82
2.1.2. Особенности управления ликвидацией пожаров при одновременных вызовах.....	91
2.2. Модели распределения ресурсов пожарных частей при одновременных вызовах.....	94
2.2.1. Прямая и обратная постановки распределительной задачи транспортного типа.....	96
2.2.2. Преобразование транспортной задачи к задаче линейного программирования.....	102
2.2.3. Некоторые особенности обратной транспортной задачи.....	104
2.2.4. Свойства обратной транспортной задачи как процедуры машинного обучения линейной модели.....	109
2.2.4.1. Анализ особенностей задачи линейного программирования, построенной по	

транспортной модели.....	109
2.2.4.2. Машинное обучение транспортной модели как обратная задача восстановления параметров целевой функции по наблюдениям.....	115
2.2.4.3. Интерпретация результатов обучения транспортной модели.....	122
2.2.4.4. О логике адекватности обученной модели.....	124
2.3. Экспертные процедуры выявления предпочтений ЛПР.....	124
2.3.1. Алгоритм экспертного оценивания вариантов распределения ресурсов на основе транспортной модели.....	126
2.3.2. Планирование оптимальных экспериментов для выявления знаний опытного лица, принимающего решения.....	134
2.3.2.1. Объект и типы экспериментирования.....	135
2.3.2.2. Принципы согласованного управления.....	135
2.3.2.3. Оптимальное планирование эксперимента на ЛПР.....	140
2.4. Оценивание эффекта от применения распределительной транспортной модели в управлении ликвидацией пожаров.....	150
2.4.1. Потенциал снижения ущерба от пожаров.....	150
2.4.2. Об оценивании эффективности применения транспортных моделей для управления ликвидацией пожаров.....	152
2.4.3. Основные сценарии применения транспортных моделей для управления ликвидацией пожаров.....	155
Выводы по главе 2.....	155
Глава 3. Многошаговые математические модели накопления знаний лиц, принимающих оперативные решения при ликвидации пожаров.....	158
3.1. Управление ликвидацией пожаров с использованием управляемых марковских цепей	158
3.1.1. Типовая динамика развития и показатели состояния пожара.....	159
3.1.2. Представление динамики развития пожара в виде марковской цепи.....	160
3.1.2.1. Основные свойства марковских цепей.....	160
3.1.2.2. Алгоритм оценивания параметров марковской цепи по наблюдениям.....	161
3.1.2.3. Имитационное моделирование оценивания параметров марковской цепи по наблюдениям.....	163
3.1.2.4. Анализ статистических данных о пожарах в городах субъектов.....	167
3.1.2.5. Прогнозирование показателей процесса ликвидации пожара по марковской модели.....	173
3.1.3. Представление процесса принятия решений на пожаре в виде управляемой марковской цепи.....	180
3.1.3.1. Показатели сложности и ранги пожаров.....	181
3.1.3.2. Управление рангом вызова на основе использования управляемой марковской цепи.....	183
3.1.3.3. Алгоритм поиска оптимальной стратегии управляемой марковской цепи.....	185
3.1.5. Алгоритм формализованного накопления опыта управления ликвидацией пожаров путем решения обратной задачи для управляемой марковской цепи.....	186
3.1.5.1. Исходные данные, необходимые для решения обратной задачи (накопления знаний путем машинного обучения модели).....	187
3.1.5.2. Алгоритм машинного обучения.....	188
3.1.5.3. Модельный пример.....	192
3.2. Управление ликвидацией пожаров с использованием игровых моделей.....	193
3.2.1. Типовые варианты игр с природой.....	194
3.2.2. Модельный пример.....	198
3.2.3. Основные элементы матричных игр с нулевой суммой.....	200
3.2.4. Методы решения матричных игр с нулевой суммой.....	202

3.2.4.1. Метод Брауна-Робинсон решения матричных игр $m \times n$	202
3.2.4.2. Решение матричной игры путем сведения ее к задаче линейного программирования.....	203
3.2.5. Алгоритм получения знаний от ЛПР об эффективном управлении эвакуацией людей из горящего здания.....	204
3.2.5.1. Обратная игровая задача.....	204
3.2.5.2. Правило остановки алгоритма рекуррентного оценивания параметров игровой модели.....	206
3.2.5.3. Планирование оптимального эксперимента при машинном обучении игровой модели.....	207
3.2.5.4. Модельный пример управления процессом ликвидации пожара в многоэтажном здании	209
Выводы по главе 3	212
Глава 4. Модели и алгоритмы машинного обучения робототехнических систем, применяемых при локализации и ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций.....	214
4.1. Современное состояние применения робототехнических систем при ликвидации пожаров и ЧС в отечественной и зарубежной практике.....	214
4.1.1. Анализ функциональных возможностей робототехнических систем, используемых при ликвидации пожаров и ЧС.....	214
4.1.2. Проблемы и задачи управления робототехническими системами в составе сил и средств ликвидации пожаров и ЧС	220
4.1.3. Особенности подхода к решению прикладных задач применения робототехнических систем при ликвидации пожаров и ЧС	221
4.2. Методы и алгоритмы машинного обучения моделей управления автономными роботами, входящими в состав мультиагентных групп.....	223
4.2.1. Алгоритм машинного обучения модели планирования операций роботов в составе мультиагентной группы на основе модели линейного программирования	223
4.2.2. Применение машинообучаемых транспортных моделей для оптимального распределения заданий в мультиагентной группе роботов, взаимодействующих при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций	228
4.2.3. Машинное обучение мобильного робота при выполнении задач разведки опасных для человека зон ЧС на основе управляемых марковских цепей.....	232
4.2.4. Определение склонности к риску оператора, управляющего робототехнической системой.....	236
4.2.5. Моделирование применения роботов в коллаборации с человеком.....	239
Выводы по главе 4	244
Глава 5. Модели и алгоритмы контроля готовности и управления рисками в задачах поддержки принятия решений при ликвидации пожаров и ЧС.....	246
5.1. Инструменты риск-ориентированного контроля.....	246
5.1.1. Риск-ориентированное управление силами и средствами в ГПС	246
5.1.2. Контроль в ГПС.....	248
5.1.2.1. Регламентация контроля готовности сил и средств в ГПС	249
5.1.2.2. Термины, определения и элементы внутреннего контроля	250
5.1.2.3. Принципы и международные стандарты внутреннего контроля	259
5.1.2.4. Цели и задачи создания и оценивания СВК	262
5.1.2.5. Направления развития методического обеспечения СВК.....	263
5.1.3. Ключевые показатели риска и пожарной безопасности	265
5.1.3.1. Классификация показателей контроля готовности	265
5.1.3.2. Принципы формирования репрезентативного множества показателей контроля	267
5.1.4. Риски как одна из групп комплекса показателей эффективности ГПС.....	268

5.1.4.1. Риск и его показатели в СВК	268
5.1.4.2. Представительность и информативность системы показателей	273
5.1.4.3. Отдельные бинарные тесты	275
5.1.4.4. Комплексные бинарные тесты	277
5.1.4.5. Имитация тестирования показателей риска в подразделениях	278
5.1.4.6. Имитация тестирования показателей состояния СВК подразделений	285
5.1.5. Взаимодействие подразделений в иерархической структуре ГПС	287
5.1.5.1. Варианты межуровневого взаимодействия при организации внутреннего контроля	287
5.1.5.2. Дисциплины и алгоритмы управленческого и информационного взаимодействия	289
5.1.5.3. Свертка показателей риска и состояния СВК	290
5.1.5.4. Моделирование интеграции данных о состоянии СВК и планирования проверок	295
5.1.6. Инструментальные методы тестирования ПВП	308
5.1.6.1. Типовые процедуры экспертного оценивания при тестировании на уровне ПВП	308
5.1.6.2. Методы вычисления частных показателей	309
5.2. Моделирование риска решений, принимаемых при управлении ликвидацией пожаров	313
5.2.1. Актуальность моделирования риска принимаемых решений	313
5.2.2. Постановка задачи	314
5.2.2.1. Прямая задача	316
5.2.2.2. Варианты применения модели в процедурах принятия решений	317
5.2.2.3. Обратная задача	318
5.2.2.4. Многошаговый выбор	319
5.2.3. Решение задачи	320
5.2.3.1. Алгоритм решения задачи	321
5.2.3.2. Имитационный эксперимент	321
5.2.4. Анализ и обсуждение результатов	324
5.3. Моделирование готовности к реагированию на чрезвычайные ситуации в многоуровневой системе управления	324
5.3.1. Обоснование актуальности задачи	324
5.3.2. Состав и основные функции системы	326
5.3.3. Постановка задачи	329
5.3.4. Решение задачи	330
5.3.4.1. Модельный пример	330
5.3.4.2. Регрессионный анализ	332
5.3.4.3. Нейросетевое моделирование	333
5.3.4.4. Анализ и обсуждение результатов	337
5.4. Алгоритм оценивания эффекта от снижения риска	338
5.4.1. Статистический анализ показателей реагирования	338
5.4.2. Оценивание показателей ущерба	340
Выводы по главе 5	342
Глава 6. Модели и методы повышения технико-экономической эффективности ликвидации пожаров и ЧС за счет организационных и инновационных факторов	345
6.1. Принципы повышения эффективности ликвидации пожаров на основе использования инноваций	345
6.1.1. Виды инноваций	345
6.1.2. Инфраструктура инноваций	347
6.1.3. Структура моделей ликвидации пожаров с учетом инновационных элементов	348

6.2. Модели и механизмы страхового перераспределения финансовой нагрузки по обеспечению процесса ликвидации пожаров и последствий от пожаров между государством и гражданами	351
6.2.1. Анализ статистических данных	352
6.2.2. Варианты страхового возмещения ущерба, причиненного пожарами	355
6.2.2.1. Математическая модель страхового возмещения	355
6.2.2.2. Расчетный алгоритм страхового возмещения	360
6.2.3. Оценки объемов необходимых страховых сумм	362
6.2.3.1. Оценки постоянных расходов пожарного подразделения	362
6.2.3.2. Оценка переменных расходов пожарного подразделения	364
6.2.3.3. Оценка потерь от ложных вызовов	368
6.2.3.4. Оценка «рентабельности» выездов нарядов ППС на вызовы	368
6.2.3.5. Лизинг как вариант государственно-частного партнерства в системе МЧС.....	369
6.2.3.6. Аутсорсинг при ликвидации пожаров	371
6.2.3.7. Общая структура издержек на обслуживание вызовов	373
6.2.3.8. Сценарии использования страховых средств	374
6.2.4. Обсуждение страховой модели.....	377
Выводы по главе 6	378
Заключение.....	380
Список сокращений.....	382
Литература	385
Приложение 1. Статистические данные о пожарах	410
Приложение 2. Алгоритмы и методы экспертного оценивания	421
Приложение 3. Тесты для оценивания готовности	432
Приложение 4. Методы свертки векторных показателей в СВК.....	444
Приложение 5. Алгоритмы решения обратной задачи линейного программирования	451
Приложение 6. Метод игровых итераций	464
Приложение 7. Рекуррентный алгоритм МНК-оценивания.....	474

Введение

В приоритетных направлениях развития науки, техники и технологий в МЧС РФ, определенных на перспективу до 2030 года, к числу основных отнесены: совершенствование организации обеспечения безопасности, развитие автоматизированных систем поддержки принятия решений в РСЧС, развитие цифровых технологий, разработка и внедрение новых образцов аварийно-спасательной техники, оборудования, робототехники, беспилотных авиационных систем и технологий. Многие из этих направлений, в той или иной степени, нашли отражение в данном исследовании.

В современных условиях имеет место рост сложности задач управления в чрезвычайных ситуациях (ЧС). Значимый вклад в эту тенденцию вносят такие факторы, как рост сложности технологических объектов территориальной и экономической инфраструктуры; рост площади и плотности застройки городских и сельских поселений; рост количества потенциально опасных факторов – причин техногенных аварий; появление новых материалов, придающих непредсказуемые свойства пожарной нагрузке; рост потока данных и, как следствие, растет информационная нагрузка на лиц, управляющих ликвидацией ЧС; ужесточаются нормативные показатели ликвидации ЧС.

Статистические данные о пожарах свидетельствуют о все еще высоком уровне ущерба, наносимого гражданам, предприятиям и экологии. Сравнение с другими странами показывает, что у МЧС РФ еще есть потенциал повышения эффективности реагирования при ликвидации пожаров и ЧС.

Развитие инфокоммуникационных технологий и методов математического моделирования открывает новые возможности для оперативных служб МЧС при ликвидации ЧС, в частности за счет повышения оперативности получения необходимой информации о ЧС, высокой скорости обработки больших объемов данных (практически в реальном времени), построения гибких и информативных интерфейсов для систем поддержки принятия управленческих решений и др.

Анализ статистических данных показывает, что ресурсов системы реагирования МЧС оказывается недостаточно в случаях повышенной плотности вызовов, что приводит к снижению эффективности реагирования и, как следствие, к увеличению ущерба, наносимого пожарами. Это и другие свидетельства указывают на то, что в настоящее время в системе МЧС существует ряд противоречий, порождающих некоторые проблемы, в частности, следующие.

При острой потребности в максимально полной информации о текущем состоянии объекта ЧС, в условиях острого дефицита времени у оперативных руководителей ликвидацией пожаров и ЧС в недостаточной степени используются последние достижения в области инфокоммуникационных технологий, в частности, методы искусственного интеллекта, которые могли бы повысить эффективность систем поддержки принятия управленческих решений в РСЧС. Данные методы позволяют организовать более гибкое, адаптивное управление распределением сил и средств в зависимости от обстановки, отойдя от существующей практики детерминированного расписания выездов. Кроме того, современные методы машинного обучения, основанные на использовании искусственных нейронных сетей и других алгоритмов, позволяют накапливать позитивный опыт принятия решений, который мог бы быть использован в человеко-машинном режиме в системах как оперативного управления в РСЧС, так и при обучении персонала.

Традиционная система обеспечения новой, а также инновационной техникой и оборудованием, в силу ее высокой инерционности и централизации, не позволяет организовать быстрое внедрение изделий в практику ликвидации пожаров и ЧС и управления этими процессами. Российская и общемировая практика внедрения новых образцов, технологий и методов управления, в частности, в промышленности, заключается, в том числе в создании стартапов, как отдельных, очень мобильных структур, способных принять на себя многие риски и вывести на внедрение новые образцы техники и технологии. Роль подобных стартапов в сфере МЧС могли бы сыграть небольшие коммерческие структуры, взявшие на себя функции

внедрения в практику новых образцов и технологий ликвидации пожаров и ЧС.

Многие проблемы отрасли (МЧС) имеют финансовые корни. И в большей части это обусловлено тем, что МЧС находится на полном государственном обеспечении. Это делает очень инерционной систему отклика на текущие вызовы времени и новые возможности. В то время как есть прежний российский опыт и опыт других стран диверсификации финансирования противопожарной службы, в частности, путем привлечения страховых механизмов.

Существующая на сегодня практика возмещения ущерба, нанесенного пожарами и чрезвычайными ситуациями, только за государственный счет, ставит разные по уровню состоятельности слои населения в неравные условия и создает для государства дополнительное обременение - возмещение ущерба. Страховые технологии могли бы устранить часть противоречий и в этой сфере.

Одна из важных проблем современного состояния противопожарных служб состоит в недостаточно высоком уровне готовности пожарной автотехники и оборудования, но, с другой стороны, в экономической практике накоплен достаточно большой опыт и существуют широко применяемые в различных отраслях технологии финансового и операционного менеджмента, такие, например, как лизинг и аутсорсинг.

В настоящее время, как отмечалось на разных уровнях государственного управления, существует проблема укомплектованности штата пожарных подразделений. В большой степени это обусловлено низким уровнем денежного довольствия сотрудников. Эта проблема также могла бы быть снята, в той или иной степени полноты, на пути привлечения страховых технологий.

Еще одно направление, получившее развитие в отечественной и зарубежной практике в различных отраслях экономики, это управление рисками. Построение систем внутреннего контроля и мониторинга позволяет часто использовать принципы превентивного (проактивного) управления (управления по возмущениям), в отличие от традиционного управления по отклонениям конечных показателей от нормативных значений. Поэтому технологии управления рисками дают возможность дополнительного повышения эффективности реагирования при ликвидации пожаров и ЧС.

Тема исследования направлена на получение оценок и построение конструктивных моделей и методов, позволяющих в той или иной мере разрешить приведенные проблемы и противоречия, относящиеся к приоритетным направлениям развития науки, техники и технологий в МЧС РФ.

В трудах ряда отечественных и зарубежных ученых заложены теоретические и методические основы, послужившие базой для выполненных в данной работе исследований и полученных решений.

Среди них следует выделить работы в области планирования, оперативного и адаптивного управления, принятия решений и выбора вариантов в организационных и экономических системах таких авторов как К.А. Багриновский, В.З. Беленький, А.Н. Борисов, В.Н. Бурков, Н.Н. Воробьев, Ю.Б. Гермейер, В.М. Глушков, В.И. Данилин, М. Де Гроот, Л.В. Канторович, Л.Г. Лабскер, О.И. Ларичев, Б.Г. Литвак, Б.Г. Миркин, Н.Н. Моисеев, А.В. Назин, А.Б. Петровский, В.В. Подиновский, А.С. Позняк, Б.Т. Поляк, Г.С. Поспелов, Я.З. Цыпкин, Р. Акофф, С. Бир, Л. Заде, Р. Кини, Дж. фон Нейман, Т. Оно, Г. Оуэн, Г. Райфа, У.Р. Эшби и др.

Идеи представления знаний, обучения, моделирования поведения лиц, принимающих решения, и экспертного оценивания в человеко-машинных и робототехнических системах нашли свое развитие в работах таких ученых как А.Р. Бахтизин, А.В. Борщев, Н.П. Бусленко, К.В. Воронцов, Л.Г. Евланов, А.А. Емельянов, А.А. Жданов, В.А. Ириков, И.А. Каляев, Ю.Г. Карпов, Г.Б. Клейнер, В.Л. Макаров, Б.З. Мильнер, В.Е. Павловский, Д.А. Поспелов, А.С. Ющенко, Р. Буш, Д. Канеман, М. Месарович, Д. Джарротано, У. Моррис, Ф. Мостеллер, К. Нейлор, П. Норвиг, С. Рассел, Ф. Розенблатт, Т. Саати, Г. Саймон, Дж. Форрестер и другие.

Важные инструментальные средства, способствовавшие решению рассматриваемых в данном исследовании проблемы, в области таких статистических направлений как оценивание, идентификация, эконометрика, представление риска и планирование эксперимента развиты в

трудах таких ученых как С.А. Айвазян, Е.С. Вентцель, Л.В. Колосов, Г.К. Круг, Ю.П. Лукашин, В.В. Налимов, А.И. Орлов, В.В. Федоров, М. Аоки, Р. Калман, Р. Ли, Дж. Медич, Ф. Найт, Дж. Себер, Э. Сейдж, Д. Тьюки, Д. Химмельблау и др.

Большой вклад в развитие прикладных аспектов использования математического инструментария в области моделирования, управления силами и средствами при ликвидации чрезвычайных ситуаций внесли такие ученые как Н.Н. Брушлинский, С.Ю. Бутузов, А.Н. Денисов, В.М. Климовцов, Ю.И. Коломиец, В.А. Ловчиков, А.В. Матюшин, Е.А. Мешалкин, В.А. Минаев, А.А. Порошин, Ю.В. Прус, В.А. Седнев В.Л. Семиков, С.В. Соколов, Д.В. Тараканов, А.А. Таранцев, Н.Г. Топольский, С.Г. Цариченко, А.Л. Холостов и другие. На полученных ими результатах во многом основано и настоящее исследование.

Несмотря на значительный объем научных исследований, выполненных в области поддержки принятия решений и выбора вариантов в различных сферах экономики, техники и управления пожарной безопасностью, в том числе, все еще не сформирована целостная система научного знания в области построения эффективных механизмов принятия оперативных управленческих решений в информационной среде современной системы управления ликвидацией пожаров и ЧС.

Отличительной особенностью данного исследования является то, что модели и алгоритмы принятия решений основываются на опыте лиц, принимающих решения при оперативном управлении ликвидацией пожаров и ЧС, что позволяет строить адаптивные схемы управления, обеспечивающие согласованное взаимодействие быстропротекающих при пожарах и ЧС процессов с ограниченной и низкой пропускной способностью лиц, управляющих их ликвидацией.

Важными особенностями работы является и то, что, в отличие от традиционных, предложены подходы и методы риск-ориентированного управления процессами ликвидации пожаров и ЧС, а также страховые технологии возмещения ущерба и материально-технического обеспечения пожарных подразделений в сочетании с механизмами лизинга и аутсорсинга.

Цель данного исследования заключается в повышении эффективности управленческих решений, принимаемых должностными лицами органов управления МЧС, на основе обучаемых оптимизационных моделей, обеспечивающих накопление боевого опыта специалистов и последующего его использования при планировании и оперативном управлении боевыми действиями с учетом факторов риска.

В соответствии с целью исследования в работе поставлены и решены следующие задачи.

1. Анализ особенностей, противоречий и организационно-технических проблем поддержки принятия управленческих решений в информационной среде систем оперативного управления и организации в МЧС.

2. Анализ математических моделей принятия управленческих решений, наиболее адекватных горизонту оперативного управления силами и средствами ликвидации пожаров и ЧС.

3. Разработка принципов и методических основ эффективного согласованного человеко-машинного оперативного управления ликвидацией пожаров и ЧС.

4. Развитие методов выявления и представления реальных критериев ЛПР в повторяющихся процедурах формирования управленческих решений при ликвидации пожаров и ЧС.

5. Формализация влияния степени риска в решениях ЛПР и его персональных характеристик на качество выбора управленческих решений и разработка методов их учета в практике мониторинга и управления ликвидацией пожаров и ЧС.

6. Моделирование, апробация и применение разработанных концепций, методов, моделей и алгоритмов в практике оперативного управления ликвидацией пожаров и ЧС.

7. Анализ и оценивание возможности применения технологий страхования для возмещения ущерба от пожаров и материально-технического обеспечения пожарных подразделений.

Глава 1. Методы и технологии поддержки принятия решений при управлении силами и средствами в чрезвычайных ситуациях

1.1. Проблемы и задачи управления ликвидацией пожаров и ЧС в РСЧС

1.1.1. Структура управления РСЧС

Российская единая государственная система предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций (РСЧС) имеет иерархическую вертикально интегрированную структуру, включающую федеральный, региональный, муниципальный и объектовый уровни [61, 250].



Рисунок 1.1 - Состав уровней управления РСЧС

На всех уровнях имеются соответствующие управляющие органы, так на двух верхних - центры управления в кризисных ситуациях (ЦУКС), на двух нижних - дежурно-диспетчерские службы (ДДС). Все уровни охвачены автоматизированной информационно-управляющей системой (АИУС), обеспечивающей оперативный обмен сообщениями и приказами лиц, принимающих решения (ЛПР). В зависимости от возникающих задач и благодаря иерархической организации в случае необходимости могут быть использованы ресурсы всей системы РСЧС. Чем ниже уровень иерархии управления, тем выше динамика протекающих процессов и принимаемых решений. Фактор времени играет существенную роль в процессах управления на нижнем уровне. Поэтому актуальной является задача обеспечения высокой эффективности реагирования на возникающие чрезвычайные ситуации (ЧС) в условиях острого дефицита времени.

К сфере ответственности РСЧС относятся разнообразные ЧС [250, 376, 394]: поиск и спасение людей на суше и на море; предупреждение и ликвидация аварий и катастроф различной природы; тушение пожаров различной природы и др.

Эффективность функционирования РСЧС характеризуется множеством показателей [15, 16, 56, 60, 106, 123, 124, 133, 136, 146, 184, 185, 199, 233, 293, 294, 295, 338, 350, 362, 363, 369, 376, 400], основные из которых отражают величину ущерба, причиненного различными видами пожаров и других стихийных бедствий. Важной их частью является количество погибших и пострадавших людей, а также величина прямого материального ущерба. Эти три показателя и составляют основную группу индикаторов, отражающих эффективность тех или иных мероприятий и/или принимаемых решений на разных уровнях управления в РСЧС. Стремлением руководства МЧС РФ является минимизировать эти и другие виды ущерба [376], в идеале, доведя их значения до нуля, хотя очевидно, что нулевой ущерб – это лишь идеальная точка в многомерном пространстве целевых показателей, к которой следует стремиться, применяя разнообразные проектные решения и принимая эффективные решения на всех уровнях управления.

В связи с тем, что реальная потребительская эффективность носит, как правило, технико-экономический характер, помимо минимизации различных видов ущерба важно учитывать и ту

цену, которую приходится платить за достижение желаемых значений показателей ущерба. Так, например, один из важных видов ущерба – это один из косвенных видов ущерба, обусловленный выплатой страховых вознаграждений по договорам страхования имущества и жизни граждан от стихийных бедствий, в том числе от пожаров. В настоящее время система страхового возмещения ущерба устроена так, что все выплаты производятся из госбюджета вне зависимости от уровня дохода собственников имущества или родственников пострадавших, т.е. от его степени нуждаемости в этих компенсациях. И хотя вопрос о том, кому и в каком объеме компенсировать ущерб, выходит за рамки чисто математических расчетов, он не теряет своей актуальности и в разных странах решается по-разному (в данной работе ему тоже уделено некоторое внимание).

Кроме бремени компенсации ущерба, госбюджет России, в рамках существующего порядка, полностью покрывает все расходы по обеспечению пожарной и прочей техникой, расходными материалами, довольствием и несет все прочие расходы по поддержанию в полной боевой готовности силы и средства (СиС) МЧС России. Но такая практика существует далеко не во всех странах, да и в России были периоды с иными формами организации защиты населения от воздействия чрезвычайных ситуаций.

Одно из направлений реорганизации служб экстренного реагирования заключается в том, чтобы оснастить пожарные части более современным (инновационным) и менее дорогим оборудованием. В этой связи возникает вопрос: а надо ли эту технику вообще покупать? Может быть выгоднее брать ее в лизинг? Или может быть некоторые виды работ передать на аутсорсинг? А может быть организовать работу МЧС или отдельных его направлений, с полным финансированием на страховой основе? Тогда страховщик будет иметь прямой интерес в том, чтобы оснащать пожарные части самым современным и эффективным оборудованием. При этом неизбежно возникает вопрос: какими должны быть размеры страховых премий, будут ли они подъемными для страхователей различных социальных групп?

Поэтому в обществе и научном сообществе время от времени возникают дискуссии на предмет того, а правильно ли организована работа и рационально ли устроено МЧС России.

Вопросы производительности труда, как и в других отраслях экономики России (находящейся за 30-м местом в мире [249]), в МЧС весьма актуальны, а это напрямую связано с уровнем подготовки кадров, с поддержанием их квалификации на высоком уровне. А это значит, что задачи подготовки кадров по-прежнему очень актуальны и в работе им тоже уделено внимание в контексте применения СППР (и экспертных систем) не только для управления процессами ликвидации пожаров и ЧС, но и для обучения персонала.

Некоторые технико-экономические оценки вариантов организации и управления ликвидацией пожаров также выполнены в данной работе.

Особенности и проблемы управления в РСЧС

Исследования, представленные в данной работе, основаны на анализе проблем и процессов управления силами и средствами пожарных подразделений при тушении пожаров с акцентом на процессы управления в условиях острого дефицита времени. Эти процессы, как правило, протекают в двух нижних уровнях иерархической системы управления МЧС (рис. 1.1), в которых межуровневое взаимодействие (команды сверху вниз) заключается в выделении ресурсов (подразделений пожарной охраны, специальных технических средств и материалов), снизу-вверх – доклады о состоянии тушения пожара и запросы о дополнительных ресурсах. Эти процессы, как правило, относят [370] к оперативному горизонту планирования и управления, где время реакции на возникающую ситуацию, требующую принятия решений (СТПР), измеряется от секунд до единиц минут, что определяется высокой скоростью протекающих процессов.

На нижнем уровне иерархии управления, где в качестве ЛПР выступает руководитель тушения пожара (РТП), многие действия и типовые процедуры регламентированы [290, 376, 394], например, где располагать автоцистерны, куда подавать стволы и сколько, когда применять воду, а когда пену, и т.п. Однако, не все действия РТП могут быть регламентированы и тогда решения принимаются руководителем, опираясь на персональный опыт и на текущие сведения об обстановке, поступающие по каналам связи от групп разведки или из других источников. В ряде случаев создается штаб тушения пожара [370], как совещательный орган, но окончательные

решения и ответственность остается за РТП.

В последнее время, в связи с бурным развитием информационно-коммуникационных и программно-технических средств, а также комплектованием современными гаджетами не только рабочих мест ЛПР всех уровней управления РСЧС, но и исполнителей различных пожарных специальностей, информационные потоки в АИУС существенно возросли. Эти обстоятельства, с одной стороны, создают потенциал для принятия более обоснованных решений, а с другой стороны, в условиях острого дефицита времени и ограниченных возможностей человека по восприятию поступающего потока данных [200, 217] не позволяют эффективно воспринимать неструктурированную информацию. Т.е. нарушается один из принципов автоматизации, выдвинутый еще В.М. Глушковым [147, 148, 149], который утверждает, что в человеко-машинных системах пропускная способность человека должна соответствовать (быть сопряжена, согласована) интенсивности поступающих данных, иначе (при превышении интенсивности) система будет функционировать неэффективно. Сопряженность должна быть предметом постоянного мониторинга, а в случае ее нарушения, должны меняться либо характеристики потока, либо характеристики человека как прибора, этот поток обрабатывающего.

1.1.2. Факторы ликвидации пожаров

Виды боевых действий (БД) при ликвидации пожаров включают в себя несколько действий [370], часть из которых повторяется в каждом пожаре, а часть – лишь в некоторых случаях. В число повторяющихся входят: прием и обработка вызова о пожаре, выезд одного или нескольких отделений и следование их к месту вызова, разведка обстановки на пожаре, боевое развертывание сил и средств, подача огнетушащих средств, действия на пожаре по устранению очагов горения и его последствий, сбор и возвращение в пожарную часть. В числе действий, которые могут иметь место не в каждом пожаре (, т.к. в некоторых случаях в этом нет необходимости): действия, направленные на спасание людей и животных, сохранение материальных ценностей, выполнение работ их по защите или предупреждению от обрушения конструкций, управление потоками дыма и т. п.). Всеми видами боевых действий на пожаре управляет РТП. Вариант классификации факторов и/или параметров, влияющих на процедуры принятия решений, приведены на рис. 1.2.



Рисунок 1.2 - Группы факторов, влияющих на принимаемые решения

К конструктивно-планировочным факторам относятся:

- Габариты объекта.
- Этажность.
- Состав помещений.
- Материал конструкций.
- Огнестойкость конструкций.
- Противопожарные преграды.
- Пути эвакуации людей.
- Противодымовая защита.
- Вентиляция в зданиях и сооружениях.
- Места отключения электричества.
- Состояние дорог и подъездных путей.
- Плотность застройки.
- И другие

К технологическим факторам на объекте ликвидации пожара относятся:

- Пожарная нагрузка.
- Пожароопасные места.
- Вещества и материалы в зоне пожара.
- Категория пожаровзрывоопасности.
- И другие.

К факторам противопожарного водоснабжения относятся:

- Места пожарных кранов.
- Расстояние от пожарных гидрантов до места пожара.
- Наличие других водоисточников.
- Давление воды.
- Расход воды.
- Количество пожарных кранов.
- И другие.

К факторам, отражающим характеристики сил и средств относятся:

- Численность личного состава (ЛС).
- Уровень профессиональной подготовки ЛС.
- Количество отделений (на стандартных и специализированных автомобилях).
- Качество пожарной техники.
- Боеготовность.
- Боеспособность.
- Дислокация пожарно-спасательных частей.
- И другие.

К факторам (часть из них - показатели) оперативного реагирования относятся:

- Время прибытия (первого и других отделений на пожар).
- Время подачи первого ствола.
- Продолжительность свободного горения.
- Продолжительность локализации пожара.
- Продолжительность ликвидации открытого горения.
- Продолжительность ликвидации очагов горения.
- Продолжительность ликвидации аварий и других последствий пожара.
- Состав и количество средств ликвидации пожара.
- Способы и методы борьбы с пожаром.
- И другие.

К факторам общей группы относятся:

- Связь.
- Сигнализация.
- Стационарные средства тушения.
- Расписание выезда пожарных подразделений на пожары.
- Форма пожара.
- Площадь пожара.
- Огнетушащие вещества.
- Количество и состав сил и средств.
- Количество и распределение людей в зоне пожара.
- И другие.

Часть этих факторов носит статический характер, а часть – динамический и/или нестационарный (выделено курсивом), которые могут изменять свои значения со временем и/или по мере развития пожара, что может приводить к необходимости повторно (в новых условиях) принимать решения.

Всевозможные сочетания значений различных факторов на пожаре определяют текущую *оперативную обстановку* [290, 370] (как вектор значений факторов), которая и является

исходной базой для задач принятия решений.

Состав комплекса задач принятия решений на пожаре зависит от масштабов и параметров пожара. так для незначительных пожаров структура системы управления (рис. 1.3) содержит меньше элементов [290, 370] и, соответственно, меньше задач принятия решений (в основном за счет практического отсутствия необходимости в задачах координации [238]).



Рисунок 1.3 - Структура системы управления малыми пожарами

Для тушения крупных пожаров существует и более сложная система управления, включающая специальные элементы координации действий однородных и разнородных по функциям подразделений и должностных лиц (рис. 1.4).



Рисунок 1.4 - Структура системы управления крупными пожарами

Если система управления (СУ) тушением малых пожаров является одноуровневой, то для тушения крупных пожаров СУ имеет уже двухуровневую структуру, где на втором уровне штаб играет роль звена координации (управления взаимодействием) деятельности исполнительных звеньев (через начальников участков) между собой и со звеньями их обеспечения тушащими средствами и техникой.

1.1.3. Модели и задачи управления ликвидацией пожаров

Задачи, решаемые различными ЛПР на всех уровнях иерархии управления, для пожаров любых масштабов можно разделить на две большие группы:

- *задачи принятия решений* (распределение ограниченных ресурсов, выбор момента начала или окончания тех или иных действий на пожаре, назначение людей на те или иные должности и т.п.);
- *задачи информационные* (доведение распоряжений/решений, сбор сведений о текущих значениях ресурсов, мониторинг состояния пожара на участках, получение указаний от вышестоящих уровней, и т.п.).

Из этих элементов состоят все боевые и вспомогательные задачи управления ликвидацией пожаров [290], такие как:

- Боевое развертывание сил и средств.
- Организация спасательных работ.
- Организация разведки на пожаре.
- Вскрытие и разборка конструкций.
- Подача огнетушащих веществ.
- Выбор решающего направления боевых действий.

- И другие.

Они, в свою очередь, делятся на более мелкие элементы, часть из которых относятся к категории *принятия решений*. Однако, здесь и далее в работе будем различать понятия «*принятие решений*» и «*выбор варианта*», имея в виду, что *вариант* – это один из возможных кандидатов на *решение*. Например, *вариант решения* о выборе решающего направления боевых действий может быть предложен начальником штаба на основании текущей информации о состоянии объекта. Однако, РТП, как лицо несущее персональную ответственность за последствия принимаемого решения (в соответствии с принципом единоначалия [61, 62, 290, 370]) может принять другое решение, опираясь на свой личный опыт ликвидации пожаров. Варианты принимаемых решений могут подготавливаться штабом или некоторыми другими референтными структурами или информационно-советующими системами [147, 149] на основе математических моделей, но они будут всего лишь вариантами возможных решений. Окончательное слово остается за человеком – РТП.

В СППР математические модели являются основой для подготовки вариантов решений, которые могут предлагаться лицу, принимающему решения, либо в единственном варианте (и он может согласиться с ним или нет, приняв свое решение) либо в виде некоторого минимального (обозримого) множества вариантов решений, из которых ЛПР может выбрать наиболее приемлемый на его взгляд вариант, либо отказаться от всех и принять свое решение. И он имеет право это делать, т.к. несет ответственность за принятое и реализованное решение. Качество (адекватность, полезность, эффективность) математических моделей, используемых в СППР, и определяется тем, насколько часто вариант решения, полученный по модели, принимается или отвергается ЛПР. Но может быть и ситуация, когда решение, принятое РТП (по модели или из собственных представлений), очень часто оказывается неэффективным (по результатам разбора действий РТП на пожаре). Это возможно по двум причинам:

- представление РТП об объекте управления (пожаре) неадекватным действительности, т.е. РТП имеет мало опыта и низкую квалификацию;
- РТП может быть опытным и иметь высокую квалификацию, но слишком доверяет вариантам решений, предлагаемым моделями, а модели, в свою очередь, неадекватны соответствующим задачам управления ликвидацией пожаров.

Поэтому, модели в СППР, призванные повысить эффективность работы РТП, являются дополнительным звеном в цепочке принятия решений, которое может вносить свой вклад как в повышение надежности (эффективности) принимаемых решений, так и в ее снижение. Это еще раз свидетельствует о справедливости принципа, выдвинутого В.М. Глушковым [147, 149] о необходимости тщательного сопряжения ЛПР и моделей в человеко-машинных системах (принцип *согласованности пропускной способности различных звеньев системы*).

Те модели, которые могут быть использованы в СППР для помощи (поддержки) ЛПР в подборе субоптимальных вариантов решений, должны быть адекватны самим прикладным задачам принятия решений. Их адекватность складывается из двух составляющих:

- *адекватности структуры* модели решаемой задаче;
- *адекватности параметров* модели данной структуры решаемой задаче.

Одна и та же прикладная задача принятия решений может быть представлена структурно разными моделями. Например, задача выбора главного направления боевых действий может быть описана в терминах игр с природой (принятие решений в условиях неопределенности) и системой дифференциальных уравнений, описывающих температурные градиенты в зоне пожара. Это и есть два варианта структуры моделей одного и того же явления. Каждая модель имеет кроме своей структуры еще и набор параметров (в игре – элементы платежной матрицы, в дифференциальных уравнениях - коэффициенты). Очевидно, на адекватность моделей, как степень их соответствия объекту моделирования влияет как структура, так и параметры. В практике моделирования различных процессов и объектов на пожаре уже сложился достаточно большой круг структурно адекватных моделей, которые адекватны с точностью до параметров. Их полная адекватность определяется надлежащим подбором параметров. Задание «правильных» параметров моделей в настоящее время, как правило, производится одним из двух

способов:

- *нормативным* или априорным, в рамках которого структуру и параметры задают, исходя из сущности происходящих явлений или протекающих процессов;
- *адаптивным* или апостериорным - в нем структура, как правило, задается на основе экспертных знаний, а параметры подгоняются (например, методом наименьших квадратов) на основании данных, полученных в результате наблюдений измерений, показаний экспертов.

В практике моделирования различных элементов управления ликвидацией пожаров уже накоплен достаточно большой опыт, что позволяет за той или иной прикладной задачей «видеть» адекватную ей модель. Так выбор количества автомобилей, необходимых для ликвидации пожара того или иного ранга, структурно адекватен моделям систем массового обслуживания (СМО) [51, 52, 53, 56, 58, 59, 60, 61], выбор маршрута движения пожарных автомобилей по городу – структурно адекватен сетевым моделям [365, 478] и т.п. Приведем далеко не полный перечень прикладных задач (оперативно-диспетчерского управления), структура моделей которых в большинстве случаев очевидна:

- Выбор главного направления ведения боевых действий.
- Выбор количества направлений введения стволов.
- Выбор расхода огнетушащих средств.
- Выбор номера (ранга) вызова сил и средств, адекватного обстановке.
- Выбор стратегии разведки (если ... то ...).
- Выбор стратегии ведения боевых действий (если ... то ...).
- Оценивание тактических возможностей подразделений, прибывших на пожар.
- Оценивание вариантов схем подачи огнетушащих веществ.
- Оценивание возможности локализации пожара прибывшими подразделениями.
- Оценивание полноты проведения разведки.
- Оценивания оптимальности использования водоисточников.
- И другие.

Задачи, выделенные курсивом, более подробно рассмотрены в настоящей работе.

СППР и модели, используемые в них

В таких условиях возникает острая потребность в системах поддержки принятия решений (СППР) при ликвидации ЧС [60, 61, 277, 290, 339, 371-375], которые позволили бы выполнить предварительную обработку поступающих данных, свертку их и представление руководителю в форме, удобной для восприятия и, желательно, с учетом его персональной пропускной способности [147, 149]. Особенно остро такая потребность ощущается на нижних двух уровнях иерархии управления, обеспечивающих оперативное управление, где динамика процессов измеряется от секунд до минут. Для обеспечения требуемой функциональности СППР в настоящее время разрабатывается широкий спектр математических моделей, среди которых можно выделить следующие три группы:

1. *Модели процессов развития пожара*. Они очень разнообразны и позволяют моделировать скорость распространения огня в различных средах и объектах, например, в помещениях различной конфигурации, при открытых и/или закрытых окнах и дверях, с различными видами пожарной нагрузки (материалов стен, полов, потолков, перекрытий, и т.п.) [247, 463, 476, 477], модели воздействия факторов пожара на людей [454]. Эти модели в большей части представлены программными комплексами [57, 60, 61, 371, 372], позволяющими оценивать те или иные сценарии воздействия на огонь и развитие пожара;

2. *Модели систем массового обслуживания (СМО)*. Этими моделями описываются такие процессы как: движение пожарных подразделений по вызову на пожаре в городской среде [57, 58, 60, 289]; «обслуживание» техническими средствами и персоналом очагов возгорания на пожаре, движение людей при их эвакуации из зданий [468, 496, 497]. Модели СМО в настоящее время представлены рядом универсальных [46, 188] и специализированных программных средств [46, 58]. Эти модели позволяют просчитывать различные варианты и выбирать из них наилучшие в смысле тех или иных критериев;

3. *Модели выбора оптимального варианта (решения)* как в задачах проектирования, управления, так и при обучении персонала. Именно в эту группу входят разнообразные модели исследования операций, позволяющие лицу, принимающему решения, выбирать наиболее предпочтительный вариант из дискретного или непрерывного множества альтернатив. К этой группе относятся алгоритмы выбора решений на основе матричных игр (антагонистических и с природой) [77, 79, 194, 265, 266, 280, 371, 372], марковских цепей [97, 98, 111, 228, 247, 403], деревьев решений [317, 290, 287] и др. Рассматриваемые в работе модели относятся именно к этой группе.

Прямые и обратные задачи исследования операций. Адаптация моделей к опыту ЛПР

Модели третьей группы традиционно развиваются в самых разных сферах *в прямой постановке (прямые задачи выбора решений)*, сохранившейся со времен зарождения прикладного направления, называемого «исследование операций» [71, 72, 75, 181, 182, 365, 478]. Традиционная технология использования моделей этой группы предполагала, что имеется объект анализа, вербальная цель исследования, в соответствии с которой аналитик (не ЛПР!) выбирает целевой показатель (как правило, один), строится целевая (платежная) функция (линейной или нелинейной структуры), связывающая целевой показатель с варьируемыми (выбираемыми) переменными. Параметры (коэффициенты) целевой функции задаются аналитиками из некоторых субъективных соображений. А затем решается задача поиска (выбора) таких значений переменных, которые доставили бы максимум или минимум целевой функции. Полученное решение в большинстве случаев оказывается оптимальным *с точностью до структуры и параметров целевой функции*, заданных аналитиком. А поэтому подобная схема (прямая задача) выбора решений очень часто оказываются нежизнеспособной, как и многие процедуры управления без обратной связи.

В ряде работ [77, 78, 95, 96, 102, 109, 111, 121, 131, 254, 265, 266, 320, 421, 331, 332] в качестве перспективных направлений использования моделей исследования операций, в отличие от традиционной схемы, предлагается строить адаптивные их варианты, в которых учитывался бы опыт ЛПР, в интересах которых эти модели и создаются.

В данной работе адаптация моделей к опыту ЛПР предлагается как один из вариантов (другие см. в [77]) построения механизма обратной связи, обеспечивающего повышение адекватности моделей принятия решений, используемых в процедурах управления тушением пожара. Это позволяет в целевой функции использовать параметры, выявленные по решениям, ранее принятым именно тем ЛПР, который несет ответственность за принятые и реализованные решения (в отличие от аналитика). Выявление параметров (а в некоторых случаях и структуры [77]) представляет собой *обратную задачу* принятия решений, замыкающую обратную связь, обеспечивающую адаптивность и текущую адекватность модели. Решения, найденные по такой модели, не вызывают отторжения у ЛПР. В рамках такой адаптивной технологии роль аналитика сводится лишь к подбору модели, структурно адекватной процедуре принятия решений, и в построении эффективного алгоритма решения обратной задачи. При необходимости может быть решена и задача дискриминации структуры модели. В таком случае аналитик может быть полностью исключен из цикла управления, а процедура решения обратной задачи обеспечивает аппроксимацию предпочтений ЛПР некоторой моделью выбора. При этом часто становится неважным количество целевых показателей (а значит и целевых функций), влияющих на решение, т.к. все они аппроксимируются некоторой скалярной сверткой. Использование обратной задачи для настройки параметров или/и структуры модели оптимального выбора реализует одну из адаптивных технологий принятия решений [77, 265, 266, 331, 332].

1.2. Современные интеллектуальные системы управления

1.2.1. Системы поддержки принятия решений в информационных системах

Решение обычно определяется как результат выбора между альтернативными направлениями действий для достижения цели (или целей).

По Г. Саймону [472-474], процесс принятия решений состоит из четырех основных

этапов:

1. Анализ предметной области: установление некоторой совокупности фактов, выявление проблем и возможностей, сбор данных и их анализ.

2. Синтез: построение модели, целевых функций и критериев, поиск альтернатив, моделирование и прогнозирование результатов (отклика объекта управления на альтернативы).

3. Выбор: определение наилучшей альтернативы, анализ чувствительности отклика к вариации альтернатив, выбор наилучшей альтернативы и построение плана реализации решения.

4. Реализация: применение выбранной альтернативы на практике.

Однако, справедливости ради следует отметить, что эти четыре стадии были выделены еще в 40-х годах первыми разработчиками технологии исследования операций в Англии [75, 242-244].

Система поддержки принятия решений (СППР) (Decision Support System - DSS) — это программно-технический комплекс, предназначенный для помощи лицам, принимающим решения (ЛПР) в сложных неструктурированных или слабоструктурированных [331, 332] ситуациях [211, 218]. Эти системы являются своеобразными ассистентами ЛПР, обеспечивая его всем необходимым (в пределах своих возможностей) для повышения эффективности принимаемых решений.

Иногда СППР отождествляют с экспертными системами (ЭС), однако, по мнению ряда исследователей [208-218], отличие их в том, что СППР призвана помочь ЛПР, а ЭС – заменить его. Однако, в большинстве практических приложений ЭС также могут использоваться для помощи ЛПР в принятии решений. Поэтому грань между ними часто весьма условна.

Если рассмотреть составляющие этого класса систем, то в СППР «Система поддержки» относится к программно-техническому комплексу, а «принятие решений» является исключительной прерогативой ЛПР, как субъекта, делающего окончательный выбор в пользу конкретной альтернативы, предписывающего выбранное решение к исполнению и несущего ответственность за те результаты, которые будут получены в результате практической реализации данного решения. Поэтому в практике управления в организационных системах решение (или управленческое решение) ассоциируется исключительно с человеком (ЛПР).

Термин «поддержка» в большинстве исследований и контекстов управления означает «помощь», которая может быть оказана человеку (ЛПР) при подготовке им решения. При этом в большинстве ситуаций такая помощь оказывается до момента принятия решений (если считать, что последующее участие средств системы в помощи ЛПР на принятие решения уже не могут оказать никакого влияния – это, например, доведение информации о решении до исполнителей и сбор сведений об эффекте, полученном в результате реализации решения). Поддержка состоит из двух составляющих:

- программных средств, реализующих некоторые математические модели и алгоритмы, обеспечивающие анализ текущего и прогнозного состояний управляемого объекта, уровней его доступных ресурсов, окружающей среды, позволяющих вести диалог с ЛПР на доступном для него языке, базы данных и базы знаний, программные средства сбора и обработки информации, поступающей по каналам связи, средства моделирования реакции объекта на варианты решений;
- технические средства, позволяющие ЛПР эффективно взаимодействовать с программной средой системы – средства отображения (аудио, визуальные, тактильные и др.), ввода данных и документирования.

Помощь (поддержка), оказываемая СППР лицу, принимающему решения, может быть весьма разнообразной, в частности (рис. 1.5), обеспечение его:

1. текущей информацией о состоянии объекта управления (по запросам ЛПР или по некоторому регламенту) – информационная поддержка;

2. необходимым спектром компьютерных средств, позволяющих ему эффективно реализовывать человеко-машинный режим – аппаратная поддержка;

3. необходимыми (в соответствующей предметной области) математическими методами (в их программной реализации) для эффективной обработки (преобразования, свертки и т.п.) исходной информации о состоянии объекта и внешней среды – математическая поддержка;

4. возможностью доступа к ретроспективным (историческим) данным, хранящимся в базах данных (например, база прецедентов), используя для этого встроенные средства СУБД и/или специальные алгоритмы и программы дата майнинга и/или средства работы с большими данными – поддержка данными;

5. возможностью воспользоваться знаниями других ЛПР и экспертов в необходимой предметной области, хранящимся в базах знаний – когнитивная поддержка;

6. возможностью оценивать варианты решений (в том числе в режиме «если-то») и/или прогнозировать их последствия (возможно на основе средств имитационного моделирования или нейросетевых программных средств), предлагаемых в качестве потенциальных - оценочно-прогностическая поддержка;

7. возможностью воспользоваться услугами группы поддержки (помощники, референты) или соответствующей информационно-советующей подсистемы (программы), которые предлагали бы ЛПР некоторое очень ограниченное подмножество субоптимальных решений для выбора им единственного оптимального на его взгляд - референтная поддержка.

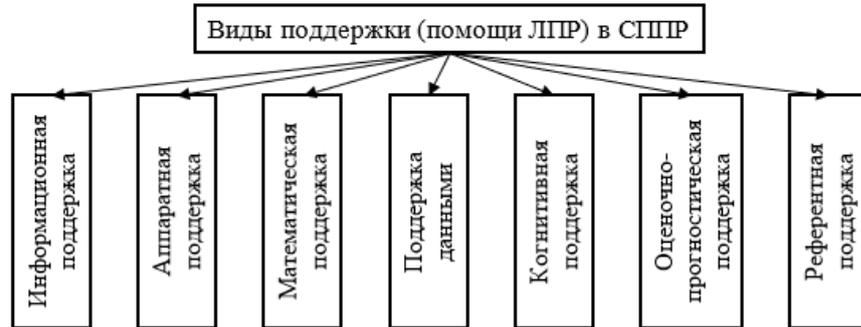


Рисунок 1.5 - Разновидности поддержки ЛПР в СППР

Тот или иной набор видов поддержки выбирается для реализации в СППР в зависимости от предметной области, спектра решаемых задач управления, потребностей в скорости реакции ЛПР на возникающую ситуацию (ситуацию, требующую принятия решения - СППР), необходимой надежности (эффективности, адекватности) принимаемого решения, уровня потерь и допустимого риска в случаях ошибок первого и второго рода.

Применительно к РСЧС разные ЛПР (разные уровни иерархии управления) требуют разных объемов той или иной помощи. Так руководитель тушения пожара (РТП) в многоэтажных зданиях остро нуждается в информационной поддержке, которая обеспечила бы его знанием достоверной информации о текущем состоянии зоны пожара, скорости и направлениях распространения пожара, местах пребывания людей, возможных путях их эвакуации, состоянии сил и средств, находящихся в его распоряжении. Аппаратные средства поддержки (связь, отображение) должны быть максимально эффективными и надежно обеспечивать его управленческие функции. Математические средства поддержки должны позволять готовить варианты эффективного распределения ограниченных сил и средств для выполнения задач управления ликвидацией пожаров. Оценочно-прогностические программные средства должны адекватно оценивать все текущие параметры ЧС и прогнозировать ее развитие для того, чтобы выбирать не только решения по управлению СиС, но, возможно, и по изменению ранга пожара. Референтная поддержка обеспечивается штабом (для соответствующих категорий пожаров) и/или специальными программными средствами, отбирающими минимальное количество вариантов субоптимальных решений на выбор ЛПР для реализации одного из них.

По мере развития средств в каждом из видов поддержки будут появляться все более эффективные технологические процедуры управления ликвидацией пожаров.

Приведем краткий анализ направлений развития средств, используемых в СППР для формирования суждений о возможности применения в РСЧС наиболее эффективных из них.

Потребность в СППР возникла, практически с появлением первых достаточно производительных вычислительных машин. Как только на них стали появляться первые базы данных, стало понятно, что конечному пользователю желательно подавать информацию в

некотором более компактном, свернутом виде. Это привело к тому, что над системами управления базами данных (СУБД) в 60-70-е годы стали появляться надстройки, позволяющие как-то «препарировать» данные. Появились такие понятия как *OLAP* (*OnLine Analytical Processing* - интерактивная аналитическая обработка), *Big Data* (большие объемы данных, требующие специальных программ их обработки), *Data Mining* (добыча данных – методы обработки данных для обнаружения в них скрытых закономерностей) и некоторые другие, направленные на преодоление «проклятия размерности» - неспособности человека (ЛПР) эффективно анализировать большие объемы неструктурированных, неагрегированных данных.

Различные научные школы и представители прикладных направлений вкладывали свои оттенки смысла в понятие СППР. Так, в [15] под СППР понимается система, использующая модели для обработки данных в помощь ЛПР, в [16] СППР считается автоматизированной системой, помогающей лицу, принимающему решения, использовать данные и модели для решения неструктурированных или слабоструктурированных задач управления [19]. В [18] под СППР имеется в виду компьютерная информационная система, которая обеспечивает различные виды поддержки ЛПР в ситуациях управления, где нежелательно или невозможно иметь автоматическую систему.

СППР возникли в различных прикладных областях как ответ на:

- все усложняющиеся ситуации принятия решений;
- потребность в получении максимально точных оценок возможных альтернатив;
- потребность ЛПР в предсказании возможных результатов реализации решений;
- потребность в мультимодальности процедур принятия решений (учет многих критериев, разнообразных ограничений, экспертных оценок, прошлого опыта ЛПР, высокой динамики и нестационарности процессов, протекающих на объекте управления и в окружающей среде и т.п.);

- ограниченность человеческих возможностей обработки информации как по скорости, так и по объему (все возрастающая информационная перегруженность ЛПР). Один из принципов эффективной автоматизации, выдвинутых еще В.М. Глушковым [147-149], заключался в необходимости сопряжения информационного потока, поступающего к ЛПР, с его пропускной способностью;

К моменту создания первых СППР кроме появления достаточно производительных компьютеров был накоплен большой объем моделей, описывающих поведение объектов управления в самых разных отраслях знаний и прикладных областях. Традиционное ручное использование этих моделей получило новую возможность – их перевода в состав программного обеспечения компьютеров. Таким образом, одной из первых появилась математическая поддержка процедур принятия решений.

Существуют различные варианты (признаки) классификации СППР. Приведем некоторые [162, 211, 215, 178, 197, 217, 371, 372].

По классам решаемых задач:

- Выбор структуры и конфигурации (изделия, производственной программы, персонала, стратегии, конструкции, вида лечения, управленческого решения и т.п.).

- Диагностика/тестирование (медицинская, техническая, программная).
- Обучение и инструктаж персонала.
- Интерпретация данных (поиск адекватного объяснения, в том числе идентификация, распознавание, обнаружение).

- Мониторинг текущего состояния (объекта, процесса).
- Планирование (действий, распределения ограниченных ресурсов).
- Прогнозирование (на некоторый момент в будущем или последствий решения).
- Выбор варианта устранения неисправности.
- Управление объектом и/или процессом.

По прикладным областям:

- Инженерное проектирование;

- Медицина;
- Финансы;
- Окружающая среда;
- Производственные системы;
- Геология и разведка ископаемых;
- Управление в чрезвычайных ситуациях;
- Военные приложения;
- Другие.

По типу доминирующего инструментария, используемого в СППР:

- На основе моделей (модели математического программирования, модели управления запасами, игровые модели, байесовские модели, модели случайных процессов и т.п.);
- На основе данных (ретроспективных, текущих, прогнозных и т.п.);
- На основе экспертных мнений (групповых или индивидуальных, коллегиальное принятие решений с обработкой данных, полученных от отдельных экспертов с их последующей консолидацией по различным принципам);
- На основе знаний (полученных ранее от экспертов, из публикаций либо путем машинного вывода).

По свойствам (качественным характеристикам) СППР:

- Точность расчетов;
- Интерпретируемость результатов;
- Скорость отклика на запрос ЛПР;
- Масштабируемость;
- Компактность;
- Встраиваемость;
- Гибкость;
- Ориентированность на конечного пользователя;
- Чувствительность к сложности данных;
- Чувствительность к ошибкам в данных;
- Чувствительность к неполноте (разреженности) данных;
- Скорость обучения моделей, используемых в СППР;
- Скорость разработки СППР под конкретное приложение;
- Независимость от экспертов;
- Сложность математических средств, используемых в СППР
- Другие.

В типовой структуре СППР (рис. 1.6) можно выделить четыре основных слоя [479], которые могут наполняться конкретным содержанием в зависимости от целевых задач:

1. *Интерфейс*. Он должен обеспечить пользователю, с учетом формы реализации СППР (мобильный, настольный вариант или WEB-приложение):

- 1.1. Интерактивность.
- 1.2. Визуализацию.

2. *Моделирование*. Этот слой может быть весьма разнообразным, в частности, включать:

- 2.1. Методы статистического анализа.
- 2.2. Машинное обучение (в том числе нейросети и байесовские сети) [455].
- 2.3. Численные модели (динамических систем, имитационные модели, агентные модели и др.)

2.4. Модели исследования операций (в том числе математическое программирование, модели массового обслуживания, игровые модели, модели случайных процессов и др.)

3. *Извлечение данных*. Здесь могут быть разнообразные средства манипулирования данными и их интерпретации:

- 3.1. Системы управления базами данных (СУБД).
- 3.2. Системы эффективной организации поступающих потоков данных.

3.3. Интерпретация данных, в том числе с привлечением экспертных мнений.

4. *Сбор данных.* На этом уровне первичного сбора данных могут использоваться любые стандартные средства получения информации от первичных источников информации как от объекта управления, так и от окружающей среды (в том числе о собственных ресурсах):

4.1. Web-каналы.

4.2. Разнообразные сенсоры.

4.3. Интерфейсы (каналы) специальных приложений.

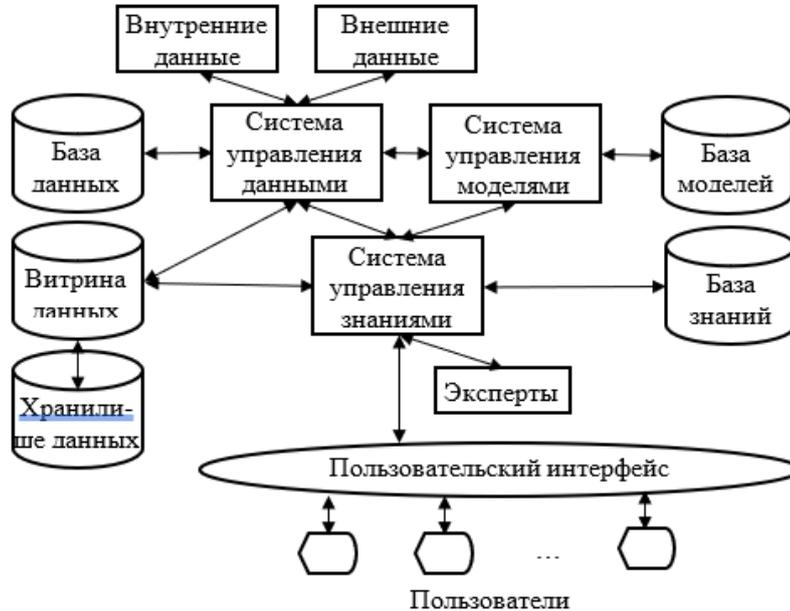


Рисунок 1.6 - Типовая структура СППР

Типовая схема разработки СППР [471] обычно выполняется в виде следующей последовательности этапов:

1. *Анализ прикладной области*, для которой создается СППР. Результат – описание задач, возлагаемых на СППР.

2. *Сбор данных.* Результат – база исходных данных, необходимых для разработки СППР, а также тех статистических и прочих данных, на которых будет основана работа всех функциональных элементов СППР.

3. *Анализ данных предметной области* (с использованием инструментов статистического и когнитивного анализа, методов добычи данных и др.). Результат – отселектированные актуальные данные и знания, на которых далее и будет строиться СППР, а также расширенное множество моделей, адекватных задачам, стоящим перед разрабатываемой СППР.

4. *Выбор моделей.* В числе рассматриваемых моделей может быть очень широкий круг моделей, относящихся к таким сферам прикладной математики как искусственный интеллект, математическая статистика, численный анализ, исследование операций и др. В составе таких моделей могут быть, в частности, методы оптимального планирования, модели массового обслуживания, байесовские сети, модели и методы машинного обучения, статистические регрессионные модели, игровые модели, модели дискретных и непрерывных случайных процессов, имитационные модели, модели математической логики и многие другие математические конструкции, описывающие процессы, протекающие в объекте управления и в его внешней среде. Результат – набор моделей, которые следует реализовать и включить в состав базы моделей СППР.

5. *Реализация моделей* в форме программного обеспечения СППР, их исследование, интерпретация результатов и экспертиза на предмет пригодности для использования в составе единого комплекса (базы моделей) СППР. Результат – база моделей СППР.

6. *Разработка других видов обеспечения* (техническое, информационное и др.) СППР и его сопряжение с базой моделей. Результат – все виды обеспечения, сопряженные в единый

комплекс.

7. *Оценка соответствия СППР* требованиям. Результат – акт (сертификат) соответствия разработанной

8. *Внедрение СППР*. Результат – акт о внедрении.

9. Эксплуатация СППР.

10. *Доработки, сопровождение и развитие СППР*. На любом этапе создания СППР возможен возврат на любое количество шагов назад (итерационный характер разработки), если результат не соответствует требованиям. Кроме того, в процессе сопровождения по мере появления новых потребностей и новых технологических возможностей в СППР могут быть внесены изменения по той же последовательной цепочке действий.

Как и любая разработка, создание СППР характеризуется набором показателей, отражающих те или иные стороны системы. Часто, важными представляются следующие [124, 133, 147-149, 330, 338]:

- Показатели системы:
 - Время отклика.
 - Работа с данными.
 - Качество вывода.
 - Качество человеко-машинного интерфейса.
 - Ресурсоэффективность.
- Показатели решаемых задач поддержки принятия решений:
 - Время на принятие решений.
 - Полнота альтернатив в анализе.
 - Вероятности ошибок 1-го и 2-го рода.
- Показатели эволюции (модификации):
 - Гибкость.
 - Масштабируемость.
 - Возможность быстрых изменений при изменениях в предметной области.
- Экономические показатели
 - Стоимость разработки.
 - Монетарный эффект.
 - Немонетарный эффект.
 - Стоимость альтернативы применения СППР (т.е. без нее).

1.2.2. Системы, основанные на знаниях

1.2.2.1. Элементы поддержки ликвидации пожаров и ЧС в РСЧС

Идея построения системы, которая взяла бы на себя различные рутинные операции, ныне выполняемые человеком, привлекает исследователей с тех пор, как появились первые вычислительные машины, а механические – еще раньше. Подобные системы и технологии направлены на оказание помощи (поддержку) людям в различных аспектах их деятельности.

В РСЧС можно выделить три группы таких операций [271, 272], которые следовало бы автоматизировать или усовершенствовать на основе привлечения *современных инновационных подходов и технологий*, разгрузив тем самым персонал системы управления, пожарных частей и вспомогательных служб:

1. исполнительские операции (выполнение функций непосредственной ликвидации пожаров и ЧС);
2. управленческие операции (выбор оптимальных управленческих решений);
3. обеспечивающие операции (функции тыловых служб).

На рис. 1.7 приведена выборочная иерархическая структура элементов поддержки ликвидации пожаров и ЧС для обеспечения повышения ее эффективности. Тонированные модули отражают те *инновационные* элементы, которые разработаны и предложены в данной

работе. Кратко поясним содержание элементов этой схемы.



Рисунок 1.7 - Инновационные элементы организации поддержки ликвидации пожаров и ЧС

При ликвидации пожаров и ЧС важнейшей представляется группа *исполнительских* (или рабочих) технологий. В ней безусловно основной является специальная пожарная техника и материалы (автоцистерны, насосы, лестницы, рукава, огнетушащие средства и др.). Но в последние годы в МЧС России большое внимание стало уделяться и робототехническим системам (РТС) и комплексам [134, 135, 324, 330, 411, 440], которые позволяют проводить боевые операции по ликвидации ЧС в зонах повышенного риска для человека (зоны заражения, повышенного риска обрушения и т.п.) [324, 411]. Воздушные РТС (коптеры) часто оказываются незаменимыми в ситуациях, требующих мониторинга, разведки на местности и сопровождения операций по ликвидации пожаров и ЧС [134, 135].

Среди вариантов управления беспилотными РТС в настоящее время больше внимания уделяется [134, 135, 411] средствам, управляемым оператором. Однако, в практике ликвидации пожаров и ЧС существует много ситуаций, в которых затруднена или невозможна устойчивая связь РТС с оператором. В таких случаях актуальными становятся *автономные* РТС. Эта категория РТС существенно сложнее в реализации и эффективном ее использовании, но подобным устройствам в последнее время уделяется все больше внимания [324, 440]. Предельной целью в этом направлении является создание гетерогенной группы роботов, способной эффективно заменить пожарно-спасательные команды при выполнении боевых действий. В работе на основе использования инновационных методов машинного обучения моделей принятия решений, рассмотрены вопросы управления автономными РТС по выполнению задач сканирования помещения (на основе *управляемых марковских цепей*), а также по распределению заданий в гетерогенной группе роботов (на основе *модели транспортной задачи*).

Предлагаемый подход позволяет обеспечить весь диапазон возможностей управления РТС – от полностью управляемых оператором до целиком автономной их работы. Наличие механизмов обучения моделей позволяет в процессе боевой работы РТС при возникновении новых условий работы (как проявление нестационарности среды) загружать в бортовую систему РТС ряд других, адекватных обстановке, моделей, возможно, только-что настроенных оператором (или экспертами штаба ликвидации пожаров и ЧС). Это позволяет ослабить требования к устойчивости каналов связи поскольку в таком *полуавтономном режиме* связь необходима лишь для загрузки актуальной версии настроенной модели на борт робота.

В работе рассмотрен еще один важный аспект применения РТС при ликвидации пожаров и ЧС – это взаимодействие персонала караула, выполняющего боевую задачу, с используемыми робототехническими средствами [108, 490]. Это направление исследований в современной робототехнике именуется как *коллаборативная робототехника* [440], важная задача которой – эффективное взаимодействие робота и человека или автономных роботов между собой. Таких роботов называют *коботы* [440].

Вторая группа элементов поддержки ликвидации пожаров и ЧС - *управленческие средства* - представляется весьма значимой в обеспечении необходимого уровня эффективности. Современные технологии управления в человеко-машинных системах управления находят свое применение и в МЧС России [249, 250]. В числе таких инструментов важное место занимают системы поддержки принятия решений (СППР) [371-375], экспертные системы (ЭС) [457, 466], нейронные сети (например, в части комплексного дистанционного мониторинга лесов на основе машинного обучения нейронных сетей) [230, 355, 357, 443, 481] и некоторые другие.

Эти направления научных исследований и разработок часто относят к сфере искусственного интеллекта. Между ними иногда сложно провести границу, часто в них используются алгоритмы и методы друг друга. По мнению некоторых исследователей [208-218] СППР существенно отличается от ЭС тем, что СППР предназначены для помощи (поддержки) ЛПР в подготовке вариантов принимаемых решений, а ЭС (как и нейронные сети) имеют своей целью заменить ЛПР в принятии решений (автоматический режим). Однако, это часто бывает не так, поскольку за термином «принятие решений» всегда имеется в виду некоторое лицо, несущее ответственность за последствия принятого решения. Не случайно до сих пор остается открытым вопрос о том, кто будет нести ответственность за ущерб, причиненный пешеходу беспилотным автомобилем, управляемым искусственным интеллектом. Экспертные системы, как и другие проявления искусственного интеллекта, в управленческой практике часто используются не в автоматическом, а в автоматизированном режиме, лишь предлагая человеку варианты решений, оставляя ему право выбора – согласиться с этими вариантами или отвергнуть их и принять некоторый свой. Поэтому основные отличия этих технологий в основном заключаются в алгоритмах, в них заложенных, и в возможностях, которые они предоставляют. Так, ЭС располагают специальными *средствами объяснения* (аргументации) предлагаемого решения [128, 162, 164, 258, 373, 390, 434, 435], что позволяет пользователю быть более уверенным в сделанном выборе. Нейронные сети не имеют такого механизма [322, 357, 443] и предлагаемые ими решения являются, в каком-то смысле «котом в мешке», поэтому пользователь должен судить о надежности решения по некоторым косвенным свидетельствам, например, по статистике ошибок. Кроме того, следует отметить, что нейронные сети, как правило, «заточены» для очень узких прикладных областей и небольшой «шаг в сторону» ухудшает решения.

В широком смысле все проявления искусственного интеллекта могут быть использованы в СППР еще и потому, что практически все они основаны на знаниях. Отличия лишь в том, как они «добываются из опыта человека», в каком виде хранятся и как используются.

Общим подходом ко всем ветвям искусственного интеллекта является наличие некоторого алгоритма обучения модели (или некоторой структуры), хранящей знания о предметной области. Так, в ЭС применяются механизмы получения от экспертов и хранения знаний в виде правил продукции (например, на основе специализированного языка ПРОЛОГ) или в виде фреймов, или с помощью байесовской логики (например, нейлоровские ЭС [162, 390]).

Кроме приведенных различий, в теории принятия решений есть и различия («идеологические») в подходах к принципам построения моделей. В теории принятия решений выделяют два основных подхода к анализу и выбору решений [186, 211, 218, 331, 332] - *нормативный* (предписывающий, математизированный, количественный) и *дескриптивный* (описательный, отражающий психологические аспекты принятия человеком решений).

Все математические модели оптимального выбора вариантов решений с единственным или несколькими критериями, имеющие заданные аналитиками структуру и параметры, относятся к категории нормативных. Они, как правило, позволяют отыскать единственный вариант решения, который и объявляется оптимальным, а ЛПР лишь может его принять или отвергнуть. Основу этой группы составляют модели исследования операций. В основе нормативного подхода лежит концепция максимизации полезности, в соответствии с которой наилучшей является альтернатива, обеспечивающая максимальную полезность. При этом предполагается, что заданная (как правило, аналитиками, экспертами, а не самим ЛПР) функция полезности или целевая функция (или вектор целевых функций, затем как-то свернутый) остается неизменным и соответствует (адекватна) предпочтениям ЛПР. На практике это не так, хотя

доказать адекватность весьма непросто.

Использование чисто нормативного подхода в период массовой автоматизации, с появлением достаточно производительных компьютеров, часто (почти всегда) приводило к тому, что подобные математические модели оказывались нежизнеспособными при малейших изменениях в условиях их применения - ЛПР переставали им доверять.

С позиции дескриптивного подхода причины неадекватности обусловлены психологическими особенностями ЛПР и его ограничениями по восприятию и обработке информации. И это следует рассматривать как объективную реальность, которую необходимо учитывать и к ней приспосабливаться. Поэтому в рамках дескриптивного подхода учитывается множество таких аспектов процесса принятия решений человеком, как: оценка последствий принимаемых решений, субъективные вероятности альтернатив и т.п.

Во многом дескриптивный подход основан на концепции *ограниченной рациональности*, предложенной Г. Саймоном [332, 472-474], в рамках которой ЛПР рассматривается не как «рациональный», а как «административный» человек, который в реальной действительности принимает не оптимальные, а удовлетворительные решения, действуя по критерию пригодности, т.е. упрощая ситуацию, делая ее обозримой (аналогичного подхода придерживался и отечественный физик Л.Д. Ландау, считавший, что любую, сколь угодно сложную проблему, следует максимально упростить («тривиализировать») для ее решения). Исследования сторонников дескриптивного подхода показывают, что ЛПР упрощает реальную ситуацию, рассматривая лишь небольшое количество альтернатив, для которых соизмеряет свои уровни притязаний (аналоги множества критериев нормативного подхода) с оценками возможных последствий и выбирает первую альтернативу, удовлетворяющую всем уровням его притязаний. Эта процедура выбора приемлемого варианта решений является (в рамках дескриптивного подхода) не формализованной, часто ее даже невозможно вербализовать, т.к. количество и содержание своих «критериев» ЛПР учитывает на уровне интуиции (подсознательно), в чем и проявляется его опыт в соответствующей прикладной области. ЛПР может лишь принять или отвергнуть конкретные варианты решений, он не мыслит (оценивая альтернативы) в категориях показателей, критериев, а тем более, в весовых коэффициентах для свертки этих критериев.

В данной работе предложен [77] вариант машинного обучения моделей, занимающий промежуточное положение между нормативным и дескриптивным подходом. Он заключается в аппроксимации оптимизационными моделями исследования операций (нормативная часть), параметры и структура которых устанавливаются в результате оценивания по ситуациям, в которых ЛПР выбирал решения, исходя из своих представлений (дескриптивная часть). Это позволяет получить модель, адекватную предпочтениям конкретного (или группы) ЛПР, что избавляет полученную аппроксимирующую модель от недостатков обоих отдельных подходов.

В рамках предложенного подхода к машинному обучению моделей поддержки принятия решений разработаны алгоритмы аппроксимации на базе таких моделей исследования операций как транспортная задача, управляемые цепи Маркова и матричные игры.

Третьей группой средств поддержки эффективной ликвидации пожаров и ЧС являются *обеспечивающие средства*. К их числу в работе отнесены такие подгруппы моделей и задач, как финансовое обеспечение ликвидации пожаров и ЧС, где в качестве альтернативы полностью госбюджетному обеспечению компенсации ущерба и довольствия ГПС, рассмотрены варианты страховых моделей, аутсорсинга техники и услуг, а также лизинга техники.

В рамках этой же группы средств поддержки рассмотрены вопросы текущего контроля (мониторинга) боеготовности гарнизонов и пожарно-спасательных частей (ПСЧ). Рассмотрены алгоритмы как внутреннего контроля боеготовности (ВКБ) ПСЧ, так и интеграции оценок боеготовности в рамках их иерархической подчиненности. Данные оценки позволят более эффективно назначать караулы на пожары. Показатели ВКБ дают возможность учитывать те риски, которые возникают еще до выполнения боевых заданий, что позволяет управлять не по отклонениям (показателей от нормы), а по возмущениям (т.е. фактически управлять рисками).

К обеспечивающим средствам поддержки относятся и модели, способствующие повышению качества обучения РТП, на основе настройки моделей, контролирующих качество

обучения, по опыту РТП, имеющих высокую квалификацию. В основе этих моделей лежит тот же нормативно-дескриптивный подход, в рамках которого настраиваются модели принятия решений в условиях риска и неопределенности, в частности, критерия Гурвица.

1.2.2.2. Неопределенности в задачах управления силами и средствами

Эффективность обеспечения безопасности предприятий и граждан в значительной мере определяется качеством управления на всех уровнях организационных структур [195, 413-417]. В последние годы, с развитием информационно-коммуникационных технологий, все шире внедряются в практику управления современные инструменты работы с данными (Data Mining, машинное обучение, искусственный интеллект, нейронные сети др.), позволяющие быстро получать необходимые выборки данных и отчеты. Однако эти технологии являются лишь вспомогательными средствами поддержки (помощи) для лиц, принимающих решения (ЛПР), на разных уровнях управления РСЧС, а выбор и принятие управленческих решений по-прежнему остается прерогативой человека (РТП или диспетчера ЦУКС). Процедуры выбора и принятия решений, как элементы циклов управления, не переходят в разряд рутинных, а остаются до сих пор больше искусством, и с желаемым качеством выполняются лишь руководителями высокой квалификации, имеющими, как правило, большой практический опыт. На стыке ЛПР-система управления часто возникает противоречие между высокой скоростью обработки данных в системе и слабой структуризацией технологии работы ЛПР, его ограниченными возможностями по эффективному восприятию больших потоков данных (нарушается один из принципов эффективного управления [147-149] – согласованность пропускных способностей звеньев).

Провозглашенные на заре автоматизации информационно-советующие системы [147-149] не получили развития в явном виде, их функции, в той или иной мере, призваны выполнять современные системы поддержки принятия решений (СППР, DSS - Decision Support System [211, 218]) и экспертные системы (ЭС) [162, 258, 390, 423]. И хотя СППР призваны поддержать (помочь) ЛПР, то ЭС имеют основной конечной целью - заменить ЛПР в структуре управления. Однако на современном этапе о замене речь не идет, а оба типа систем (СППР и ЭС), несколько по-разному, используются для помощи ЛПР. Работа экспертных систем основана на знаниях экспертов, хранящихся в виде правил продукции, условных вероятностей событий (при байесовской логике ЭС), в виде коэффициентов важности частных критериев (при многокритериальном выборе) и т. п.

Опыт применения самых современных вариантов систем управления в промышленности [288] показывает, что на сегодня нет механизмов выявления у ЛПР реальных предпочтений, целевых функций и критериев управления, которыми он пользуется при принятии решений. К тому же выявленная Г. Сайманом [332, 472-474] ограниченная рациональность, а в некоторых случаях и оппортунистическое (по О. Уильямсону [388]) поведение ЛПР в принятии решений еще больше осложняет задачи автоматизации процедур принятия решений. Поэтому в большинстве современных систем поддержки управления в лучшем случае ЛПР обеспечивается возможностью оценивания вариантов решений в режиме «если ... то ...», что составляет до 40% от общего объема программных средств системы. По словам Н. Н. Моисеева [242, 243]: *«Постепенно специалисты, стремящиеся внедрить в практику новые методы обработки информации, математические модели и электронную вычислительную технику, поняли, что дело не в математике. Без нее, разумеется, не обойдешься. Но главное - это именно целевые функции, то есть ясное понимание целей, которые надо достичь. И именно здесь таятся основные трудности!»*. Таким образом, в большинстве современных систем управления организационно-техническими структурами существует *проблема критериальной неопределенности*, затрудняющая обеспечение эффективной поддержки выбора решений в человеко-машинном режиме на основе использования математических моделей.

На рис. 1.8 приведена стандартная схема управления [238, 325-329, 441], присущая различным звеньям РСЧС (тонируемые блоки более детально разработаны в следующих разделах работы).

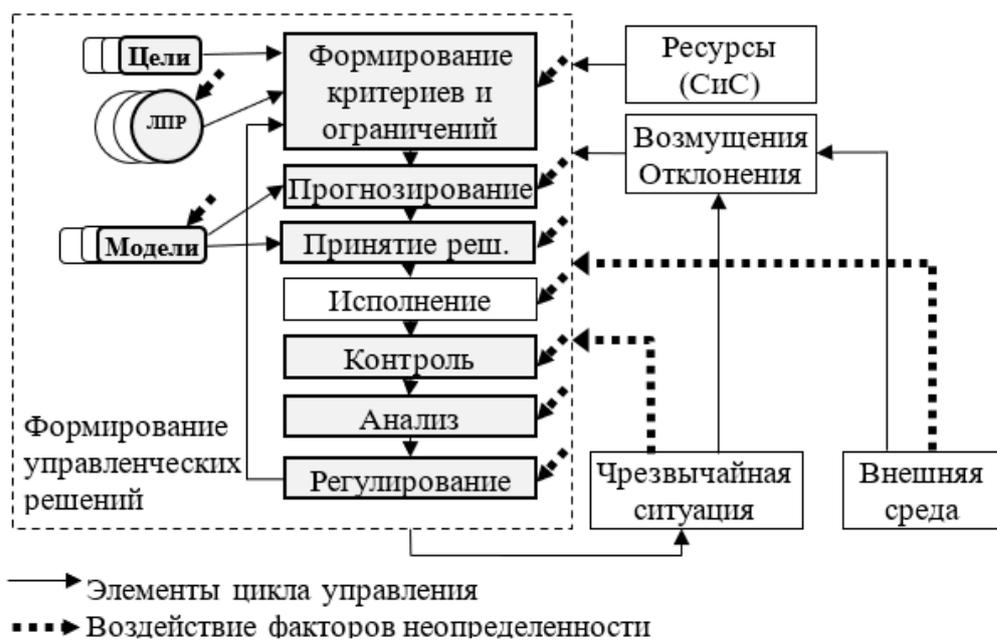


Рисунок 1.8 - Общая схема формирования управленческих решений

Помимо критериальной неопределенности источниками неопределенности служат как внешняя среда, так и процесс развития ЧС. Факторы неопределенности первично вызывают первичные *возмущения*, которые, проходя через систему, могут привести к *отклонениям* значений показателей эффективности ликвидации пожаров и ЧС в целом. Так *возмущением* может быть непредвиденная пробка на пути следования пожарного автомобиля, его поломка по дороге и др., что в итоге приведет к *отклонению* времени прибытия на пожар от нормативного, а значит и к потере эффективности ликвидации пожаров и ЧС (увеличению значений различных видов ущерба). В практике управления различают [238, 325-329, 441] два варианта организации управления с обратной связью:

1. *управление по отклонениям* – когда управляющее воздействие формируется при наличии отклонения показателей от их нормативных или текущих значений;

2. *управление по возмущениям* – когда возникшее возмущение, еще не приведшее к отклонению показателей от нормы, является поводом для формирования управляющего воздействия, компенсирующего негативное влияние возмущения на показатели, что предотвращает отклонение.

Второй тип управления относят еще к *превентивному управлению* и/или к *управлению рисками* [6, 8, 29, 54, 55, 60, 101, 106, 110, 171, 172, 177, 200, 241, 255, 293-295, 344, 391, 400, 405, 425, 431]. Этот вариант обеспечивает более эффективное управление, но предъявляет и более жесткие требования к моделям, описывающим взаимосвязи возмущающих факторов с показателями эффективности функционирования управляемой системы. Часто эта связь носит стохастический характер и может быть нестационарной.

Таким образом, неопределенность различной природы и большие потоки данных, циркулирующие в РСЧС, приводят к необходимости разгрузить человека (ЛПР, РТП), призвав на помощь ему весь арсенал средств подготовки эффективных решений. В этом арсенале в настоящее время имеется ряд инструментов, использующих знания, накопленные (и накапливаемые) как другими лицами, так и непосредственным участником управления. Все эти инструменты (модели, методы, алгоритмы) направлены на повышение эффективности функционирования управляемой системы, однако, каждое средство в своей части. Рассмотрим далее некоторые из них.

1.2.2.3. Технологии накопления знаний в сложных системах

Одной из важных особенностей управления сложными системами является комплексный

характер проблем выбора решений. Существует множество факторов, которые позволяют рассматривать организационно-технические элементы РСЧС как сложные системы [290, 371-376]. Кроме чисто технических, наиболее значимыми являются факторы участия человека в различных звеньях иерархии управления (выбора решений) и реализации управляющих воздействий. На фазах выбора решений и проявляется комплексный характер, т.к. ЛПР при этом должны учитывать большой объем данных для получения желаемого эффекта от последующей реализации решений.

Существенным является огромное разнообразие реальных ситуаций и обстоятельств, в которых возникает необходимость в выборе эффективных решений на различных уровнях РСЧС. К настоящему времени сформировалось достаточно большое число направлений автоматизации процедур принятия решений на разных фазах реагирования подразделений в ЧС. Особенности этих направлений кратко рассмотрим далее.

В связи с существующим противоречием между большими возможностями современных информационно-коммуникационных технологий и «ручным» характером выбора решений все чаще возникает потребность переложить «на плечи» компьютеров и часть операций выбора решений. В эпоху больших ЭВМ машины помогали человеку в решении рутинных операций по обработке и хранению данных, а в настоящее время эти рутинные операции автоматизированы до такого виртуозного уровня, что всеми ими человек, как ЛПР, не имеет потребности воспользоваться. Такая невостребованность обычно связана с тем, что подобные средства не снимают «проклятия размерности» и не дают эффективной поддержки в процедурах выбора решений.

Вопросами обучения, накопления знаний, самонастройки и самоорганизации исследователи интересовались достаточно давно в рамках таких научных направлений как искусственный интеллект и экспертные системы [31, 162, 164, 258, 260, 357, 373, 390, 434, 435]. Было разработано много технологий, позволяющих решать отдельные практические задачи. Вопросам встраивания ЛПР в контуры управления сложных системах посвящено много работ [21, 40, 87, 128, 170, 149, 178, 197, 208, 215, 217, 355, 363, 371-374], однако из многочисленных направлений в большей степени вопросам накопления знаний о предпочтениях ЛПР на некотором поле ситуаций принятия решений посвящены лишь экспертные системы. Ниже кратко остановимся на их особенностях, а также на некоторых других моделях и технологиях накопления экспертных знаний.

Экспертные системы

На различных уровнях иерархии управления в РСЧС лицам, принимающим решения, и обладающим знаниями и опытом в сфере своих компетенций, приходится решать задачи диагностики, оценивания, обнаружения, классификации и ряд других. Такие специалисты являются экспертами в своей сфере. В большом количестве прикладных областей знания экспертов могут быть отделены от них и храниться, использоваться в экспертных системах (ЭС) [128, 162, 164, 258, 373, 390, 434, 435]. ЭС представляют собой «компьютерную программу (оболочку, приложение), оперирующую со знаниями в определенной предметной области в целях выработки рекомендаций или вариантов решений» [434]. В большинстве случаев при решении трудноформализуемых или алгоритмически неразрешимых прикладных задач ЭС дают результаты, не уступающие решениям опытного эксперта.

Важной технологической особенностью ЭС является то, что они позволили формализовать опыт специалиста (эксперта) в той или иной предметной области и отделить его от самого субъекта - носителя этого опыта. Формализованное представление такого опыта позволило хранить его в информационной системе, тиражировать, передавать для применения на практике другим субъектам для использования теми в собственных процедурах принятия решений. При этом ЭС не является хранителем истины в последней инстанции, а часто используется для поддержки принятия решений, т.к. любая, даже максимально наполненная и актуальная ЭС (например, построенная на платформе типа *IBM Watson* [459]), не может учесть всех обстоятельств конкретной ситуации. Решение, предлагаемое ЭС может быть использовано лишь как один из вариантов при выборе окончательного решения или вовсе проигнорировано

ЛПР. В таких случаях ЭС не заменяет ЛПР, а играет роль СППР, помогая ЛПР делать свой выбор. Важной особенностью ЭС является то, что они имеют модуль объяснения предлагаемых решений, поскольку в них существуют элементы, отражающие процесс вывода, в отличие от нейронных сетей, где модуля объяснения не существует [319].

ЭС предполагают две категории пользователей:

1. *эксперты*, которые наполняют ЭС знаниями;

2. *пользователи*, которые вводят исходные данные (свидетельства, значения признаков, результаты экспериментов). На основании этих данных и с привлечением экспертных знаний, заложенных в ЭС, формируются выводы (решения, оценки, варианты, диагнозы и т.п.).

ЭС аккумулирует знания специалистов в конкретных предметных областях. Этот эмпирический опыт может быть тиражирован для консультаций менее квалифицированных пользователей, т.е. в этом случае ЭС играет роль СППР.

Основное функциональное назначение ЭС заключается, в частности, в следующем:

- представление и организация знаний;
- формирование баз знаний;
- моделирование процесса принятия решений;
- накопление знаний путем обучения экспертных систем;
- применение ЭС пользователями в различных прикладных областях.

ЭС достаточно широко используются в различных областях деятельности [319, 457, 466].

Одна из классификаций ЭС по типам решаемых прикладных задач приведена в табл. 1.1.

Таблица 1.1 - Основные типы ЭС

Группа задач, решаемых ЭС	Прикладная область использования ЭС
Контроль конфигурации	Сборка сложных технических систем, содержащих большое количество компонентов
Диагностика (техническая, медицинская и др.)	Определение причин (гипотез) на основе наблюдения множества свидетельств (фактов)
Обучение, инструктаж	Интерактивное обучение учащихся, в процессе которого они могут задавать вопросы: «как», «что, если», «почему» и получать ответы, аналогичные ответам человека
Интерпретация данных	Объяснение (версии) наблюдаемых (предъявляемых) данных
Мониторинг	Измерение наблюдаемых величин, событий, процессов и сравнение их текущих значений с ожидаемыми (требуемыми)
Планирование	Разработка плана мероприятий, приводящих к желаемой цели
Прогностика	Предсказание значений тех или иных процессов, развивающихся из заданного состояния
Выбор способа устранения нарушений в работе	Определение варианта действий, приводящих к устранению нарушений в работе устройства, системы, организма
Управление	Выбор управляющих воздействий на управляемый объект (субъект), которые могли бы привести его в заданное состояние

Наибольшее применение на практике получили следующие классы ЭС, отличающиеся по типу выводов [434]:

- *Диагностирующие* ЭС позволяют по свидетельствам (результатам экспериментов на объекте или тестирования) сделать вывод о состоянии объекта (например, в норме, не в норме). Объектами диагностики могут быть: состояние персонала пожарной части, автомобилей, другого оборудования, и т.п. ЭС данного класса могут стоять в контуре управления объектом, когда необходимо оперативное вмешательство, например, управление в экстремальных режимах атомными реакторами и другими и аварийноопасными объектами;

- *Прогнозирующие* ЭС используются в тех случаях, когда управляющее воздействие формируется на основе прогноза на некоторый интервал вперед. Например, при управлении тушением лесных пожаров должно учитываться множество разнородных факторов, по текущим

значениям которых необходимо выработать решение об эвакуации населенного пункта, до которого огонь может пройти через время, большее чем нормативное время эвакуации и т.п.;

- *Планирующие ЭС* содержат знания экспертов - специалистов в области сетевого планирования, построения циклограмм, календарных графиков, расписаний и т.п. Прикладные задачи этой группы, как правило, описываются множеством показателей. Количество вариантов возможных решений обычно необозримо, что требует привлечения экспертных знаний опытных специалистов;

- *Интерпретирующие ЭС* позволяют получить версию объяснения некоторого явления, описываемого определенным набором свидетельств. ЭС данного типа, отвечая на вопрос «Почему это могло бы быть?». В ответе используются объясняющие возможности ЭС.

Любая ЭС включает [434] такие модули как:

- Модуль усвоения (получения) знаний от эксперта.
- База знаний.
- Машина логического (правдоподобного) вывода.
- Интерфейс пользователя с объяснениями.

В качестве математического аппарата в ЭС используются методы математической и нечеткой логики, семантические сети, байесовская логика, правила продукций и др. [434].

База знаний (БЗ) состоит из двух частей: факты/события (свидетельства/гипотезы), как декларативные знания, и процедурные знания, отражающие взаимосвязи элементов декларативных знаний. Факты отражают состояния некоторых объектов или явлений (например, нормальная температура в помещении или нет, светится экран телевизора или нет и т.п.). Факты обычно представляют собой некий список терминов, специфичных для соответствующей предметной области. Процедурные знания - это некие правила, позволяющие манипулировать исходными фактами (свидетельствами) для получения выходных фактов (заключения, решения, гипотезы, и т. п.). Одна из форм процедурных знаний - это схемы продукции типа «ЕСЛИ Факт1 И Факт2 ТО Факт3 ИНАЧЕ НЕ Факт4». Для ЭС такого типа эксперт-источник знаний должен записать всю исчерпывающую систему подобных продукционных правил, учитывающих все ситуации, возможные в данной предметной области. Одним из инструментальных средств для этих целей является язык ПРОЛОГ [434].

Процедурные знания могут быть построены и на основе вероятностной парадигмы, базирующиеся на теореме Байеса [457, 466], где факты и гипотезы могут иметь место с некоторыми вероятностями. Здесь процедура выявления наиболее правдоподобной гипотезы по наблюдаемым свидетельствам организована как цепочка шагов уточнения апостериорных вероятностей гипотез. Логика формулы Байеса, дополненная некоторыми необходимыми для практического применения технологическими элементами (правило останова, веса информативности свидетельств, и др.), позволяет использовать такую конструкцию в практических приложениях. Подобные ЭС называют нейлоровскими [258, 423]. В таких ЭС экспертные знания заключаются в условных вероятностях свидетельств при тех или иных гипотезах. Например, для одной из пар свидетельство - гипотеза: вероятность наличия дыма от возгорания (свидетельства) при условии, что случился пожар (гипотеза). Вместе со списком фактов (свидетельств) и событий (гипотез) они определяют модель знаний в данной предметной области. Таким образом, *ЭС являются системами, позволяющими получать, накапливать и использовать знания экспертов в своей предметной области. Знания в ЭС представляются в виде правил продукции или деревьев решений, или семантических сетей, или предикатов, или условных вероятностей. Эти знания отражают взаимосвязи входов с выходами.* Экспертные же знания являются отражением (измерением) экспертом той части предметной области, в которой он является специалистом. Таким образом, знания, находящиеся в ЭС являются отражением причинно-следственных связей, измеренных (и преломленных через свою систему предпочтений) с помощью измерительного прибора, называемого экспертом. Данный измерительный прибор используется лишь потому, что нет другого, способного выполнить необходимые измерения на том же, как правило, плохо формализуемом, объекте.

Нейронные сети

Кроме правил продукции приведенных двух типов существует довольно много и других подходов к построению баз знаний и механизма вывода [434]. Среди наиболее значимых можно отметить нейросетевые варианты организации баз знаний [139, 260]. При этом в описании моделируемых объектов успешно используется широкий спектр современных методов логики (математической, нечеткой) и прикладной статистики. Нейронные сети представляют собой некое поле элементов, преобразующих подобно нейронам головного мозга совокупность входных сигналов в выходные. Нейроны взаимосвязаны посредством входных дендритов и выходных аксонов через синаптические связи. Каждый нейрон может выполнять те или иные функции (активационные функции) над входными сигналами, в результате чего формировать на аксон соответствующий сигнал (значение). Все входные значения обрабатываются с весами. Простейшей функцией нейрона является суммирование входных значений со своими весами с последующим преобразованием полученной суммы с помощью функции активации. Если в продукционных ЭС «закачать» знания означало записать все правила вывода или вычислений, то в нейронных сетях знания заключены: в структуре сети (взаимосвязи нейронов); в активационных функциях нейронов; в значениях весов, с которыми воспринимается тот или иной входной сигнал нейрона.

В настоящее время разнообразие структур нейросетей велико (многослойный персептрон Розенблатта, радиально-базисные функции, сеть Кохонена, и др.). Для решения сложных задач обычно используются многослойные нейросети, являющиеся основой для глубокого обучения [139, 260]. Любая нейросеть имеет входной слой, на который поступают входные (независимые) переменные, выходной слой, с которого снимаются значения (одно или несколько) выходных (зависимых) переменных, а также скрытые (т.е. «невидимые» непосредственно со стороны входа или выхода) слои. Количество скрытых слоев и их внутренняя организация может быть разной.

Вообще говоря, правила продукции (используемые в ЭС) тоже могут быть представлены в виде нейроподобной сети с входами, выходами и преобразованиями. Таким образом, в нейронном представлении знаний существует огромное количество степеней свободы (связи, слои, структура, параметры). Часть этих степеней структурные, а часть параметрические (веса). Достаточно часто в той или иной предметной области для решения соответствующего класса задач (например, для распознавания рукописных букв, изображений и др.) настройка структуры и параметров разделены - построение структуры (связи нейронов и функции преобразования в каждом из них) выполняется с учетом особенностей задачи, а параметры настраиваются на множестве обучающих предъявлений (обучающая выборка), в каждом из которых для набора входных сигналов есть соответствующие им выходные значения (например, это изображение есть буква «А», а это - «Б» и т. д.).

Все нейросети подразделяются на две большие группы: *обучающиеся с учителем* и *без учителя*, хотя есть и нечто среднее - когда одна сеть выступает в качестве учителя для другой (состязательные нейросети). Из них лишь сети, обучающиеся с учителем, позволяют извлекать знания из человека - специалиста в своей предметной области. Полученные знания хранятся в нейросети в виде весовых коэффициентов связей нейронов и структуры сети (количества слоев, нейронов в каждом слое, связей между нейронами и типа сети - персептрон, радиальные базисные функции, сверточная сеть и т.п.). Обучение выполняется путем варьирования элементов структуры сети и параметров (весов) внутри каждой структуры. В качестве показателя обычно используется квадрат ошибки между выходными значениями сети и значениями из обучающей выборки (заданных учителем), соответствующие одним и тем же значениям входных переменных. Часто качество обучения проверяется не по обучающей выборке, а по тестовой или контрольной, не входящих в состав обучающей.

Процесс обучения выполняется как процедура поиска глобального экстремума скалярной функции ошибки обучения. При этом используются методы градиентного поиска, модификации метода Ньютона, генетические алгоритмы и др.

Для простых нейросетей можно записать выражение, связывающее выходные переменные с входными (пример см. в главе 4 данной работы), т.к. любой нейрон, из которого они

формируются, реализует две группы простых операций - суммирование сигналов на его входе и преобразование полученной суммы с помощью той или иной (но известной) функции активации, как правило, нелинейной (гиперболический тангенс, логистическая функция, кусочно-линейная функция *ReLU* и др.). Нейронная сеть может быть использована для отклика на новые ситуации только после полного окончания ее обучения.

К числу недостатков нейронных сетей относят, например, следующие:

- узкая специализация, т.е. настроенная на распознавания только определенного типа объектов (изображений, ситуаций на пожаре, и т.п.). При этом если добавляются новые данные в обучающую выборку, то сеть необходимо обучать заново;
- пользователю не видна структура знаний, которые «закачаны» в нейросеть, т.е. она представляет собой просто «черный ящик» с входами и выходами. Архитектура нейросети не отражает структуру содержащихся в ней знаний, а является лишь технологическим элементом;
- в процессе использования обученной нейросети можно получить лишь ее отклик на входные значения, но в ней нет механизма (в отличие от экспертных систем) объяснения полученных результатов;
- необходимость предварительной обработки входных сигналов (независимых переменных) при обучении или применении, если они представлены в разных шкалах измерений.

Таким образом, нейросеть является вариантом накопления и хранения знаний эксперта, представленных ее структурой (архитектурой) и совокупностью значений весовых коэффициентов на входах нейронов. Эти знания отражают взаимосвязи входов с выходами. Учитель, при обучении нейросетей, как и в экспертных системах играет роль измерительного прибора, но здесь уже, как правило, только выходного сигнала. Однако, в отличие от ЭС, нейросети используются и в тех случаях (без человека-учителя), когда входные и выходные сигналы измеряются автоматически без участия экспертов. Тогда обученная нейросеть является одним из вариантов реализации модуля управления некоторым объектом (например, при управлении автономным роботом).

Управление в автоматических системах

При управлении техническими системами (самолетами, автомобилями, ракетами, станками и др.) также существуют задачи управления, т.е. формирования управляющего воздействия, как реакции на ситуацию (состояние, в котором пребывает система в текущий момент). Это направление развивалось в таких научных направлениях, как теория автоматического управления, теория динамических систем, статистическая теория управления и т.п. [20, 119, 120, 220, 236, 336, 337, 421, 438]. Именно в управлении техническими объектами были успешно использованы некоторые принципы живой природы, такие как обратная связь, резервирование и т. п. Однако, до момента появления достаточно мощных цифровых процессоров технологии систем управления техническими и организационными объектами развивались практически независимо. Отличительной особенностью этого класса объектов и их систем управления является высокая динамика протекающих в них процессов, лежащая, как правило, за пределами скорости реакции человека.

Как и в экспертных системах или в нейронных сетях, в сфере автоматического управления существует потребность в построении моделей, отражающих фактические взаимосвязи входных и выходных сигналов управляемых объектов. Подобные модели необходимы для обеспечения необходимой точности управления. Научное направление, в рамках которого разрабатываются алгоритмы построения подобных моделей, называется «*идентификация динамических объектов*» [220, 336, 337]. Методы идентификации позволяют, как в ЭС и в нейросетях, строить модели, отражающие знания о взаимосвязях входных и выходных сигналов. Однако, это будут уже не знания человека, а знания о природном объекте. Схема применения подобных моделей аналогична применению ЭС или нейросетей - при подаче на вход некоторых сигналов получить на выходе реакцию, соответствующую тем процессам, на основании которых решалась задача обучения (идентификации) динамической системы.

Модель динамической системы может быть представлена дифференциальным или разностным уравнением, весовой или передаточной функцией и т.п. В задачах идентификации

обычно используется инструментарий калмановской или винеровской фильтрации [220, 236].

Методы активного тестирования (воздействия) на объект управления для оценивания его динамических характеристик (активная идентификация), также является важным технологическим инструментом при построении моделей управляемого объекта. Правильный подбор тестирующих воздействий (если такое допустимо для соответствующих систем) позволяет максимально быстро получить данные о неизвестных параметрах, на основании чего и выполнить эффективное управление. Следует отметить, что подобные подходы достаточно длительное время разрабатывались и для чисто «ручных» применений в рамках такого направления прикладной статистики как «Теория оптимального планирования эксперимента». Принципы дуального управления для технических объектов [220, 236] позволяют строить алгоритмы решения одновременно задач идентификации динамических характеристик объекта управления и синтеза управляющих воздействий. Этот подход также представляет интерес при конструировании алгоритмов управления в организационных системах.

Таким образом, модель, полученная в результате идентификации динамической системы, является хранилищем знаний об управляемом объекте, представленных структурой модели и значениями ее параметров.

Исследование операций

Научное направление, называемое «Исследование операций» содержит в своем арсенале большое количество моделей, отражающих самые разные предметные области и направления их прикладного использования. Это прикладное научное направление возникло во время второй мировой войны в Великобритании как некоторая структурированная технология выработки обоснованных рациональных (субоптимальных, оптимальных) решений. Решения принимались, как правило, в организационных или организационно-технических системах. Важными характеристиками таких систем являлись сложность и слабая формализуемость [331, 332, 472-474].

Важным элементом исследования операций (ИО) была структуризация процесса анализа и выработки оптимального решения. Укрупненно задача решалась как выполнение следующих этапов:

1. Выбор цели, которую необходимо достичь, определение целевых показателей и управляемых переменных (на которые можно воздействовать). Определение совокупности ресурсов и существующих на них ограничений.

2. Выбор структуры (типа, вида, например, дифференциальные или алгебраические уравнения и др.) математической модели, которая могла бы описывать процесс или объект анализа.

3. Задание (с привлечением экспертов) параметров выбранной модели и проведение исследований на ней путем варьирования управляемых переменных для получения наилучших (оптимальных/экстремальных) значений выходных показателей. Эти значения и представляют собой выбранное решение, которое передается лицу, принимающему решение (ЛПР), для его дальнейшей реализации на практике.

4. Реализация оптимального решения на практике и измерение полученного эффекта. Далее процедура может возвращаться к п.1 и весь цикл может повторяться с необходимыми корректировками.

Следует отметить, что в рамках этой технологии пп. 1-3 выполняются экспертами (аналитиками, математиками), которые не являются ЛПР и не несут ответственности за последствия принимаемых решений, а п. 4 выполняется ЛПР, который, однако, может принять и другое решение, взяв предложенное аналитиками за основу. Заметим, что эти две группы лиц обладают соответствующими компетенциями каждая в своей сфере и возложить на них функции другого означает ухудшить конечную эффективность операции, что показано в [211].

В рамках ИО, получившего бурное развитие в послевоенный период, было разработано большое количество разновидностей математических моделей, таких как: модели математического (линейного, нелинейного, квадратичного, целочисленного, динамического и др.) программирования, матричных и дифференциальных; модели массового обслуживания и

много других [71, 72, 75, 365, 478]. Эффективность использования на практике этих моделей во многом определялась адекватностью выбранной модели задачам той прикладной области, в которой она призвана использоваться. И в подавляющем количестве прикладных областей «камнем преткновения» стало то, что в выработке решений участвуют две группы лиц - аналитики и ЛПР, т.к. решения, предлагаемые с помощью модели, были оптимальны с точностью до параметров модели, задаваемой аналитиками. Такая «нестыковка» обусловлена разными системами предпочтений у этих групп лиц. После неоднократного несовпадения решений, предлагаемых моделью, с решениями, принимаемыми ЛПР, последний терял интерес к модели и полагался исключительно на свой опыт и интуицию. Это подтверждается многочисленными случаями из практики использования моделей ИО в автоматизированных системах управления второй половины XX-го века.

Однако, положительный эффект от попыток применения моделей ИО в практике управления организационно-техническими системами заключается в том, что наработано огромное количество моделей, структурно адекватных тем процессам и объектам, для которых они предназначались. Проблема заключалась лишь в адекватном подборе параметров этих моделей так, чтобы модель стала адекватной в целом, а не только своей структурой.

Таким образом, модели исследования операций являются хранилищем знаний экспертов (аналитиков) в виде их структуры и параметров. Однако, для практического их использования необходимо, чтобы в моделях были знания ЛПР как лиц, несущих ответственность за принимаемые ими решения.

Это противоречие в той или иной мере пытаются разрешить различные разработчики прикладных программных комплексов. Так, в ряде комплексов многокритериальной оптимизации «на плечи» пользователя (как ЛПР) перекадываются обязанности по назначению весов критериям и/или ограничениям, что на наш взгляд (и не только - [208-218]), приводит к необходимости освоения им несвойственных сущностей из другой сферы деятельности (ранги, критерии, шкалы и др.), что часто сделать непросто, а это существенно снижает адекватность модели, а значит и качество предлагаемых системой вариантов решений.

Следует отметить еще один важный аспект применения моделей ИО в практических приложениях. Это время реального цикла управления объектом. Так, в МЧС процессы могут быть очень быстротечными, измеряемые минутами, а иногда и секундами. В такой динамике должны приниматься и решения. Модели ИО могут служить тем инструментом, который позволит выбирать оптимальные решения в рамках системы поддержки принятия решений.

В табл. 1.2 приведены основные сравнительные характеристики кратко рассмотренных выше технологий хранения знаний.

Таблица 1.2 - Характеристики технологий хранения знаний

Технология	Достоинства	Недостатки
Экспертные системы	<ul style="list-style-type: none"> Наличие модуля объяснения. Возможность тиражирования. 	<ul style="list-style-type: none"> Ограниченное количество форм представления и хранения знаний. Непростая система извлечения знаний и экспертов.
Нейронные сети	<ul style="list-style-type: none"> Большое количество структурных вариантов построения сетей и алгоритмов их обучения. 	<ul style="list-style-type: none"> Узкая специализация. Необходимость полного переобучения при появлении дополнительных данных. Черный ящик
Модели систем автоматического управления	<ul style="list-style-type: none"> Большое количество инструментов решения задач идентификации объектов управления. 	<ul style="list-style-type: none"> Отсутствие места для человека.
Модели исследования операций	<ul style="list-style-type: none"> Широкий арсенал моделей, структурно адекватных большому количеству прикладных задач, процессов, объектов. 	<ul style="list-style-type: none"> Противоречие «аналитик-ЛПР».

В рамках данной работы и предлагается подход, позволяющий снять противоречие «аналитик-ЛПР», обеспечив высокий уровень адекватности и актуальности моделей ИО, используемых для поддержки принятия решений в МЧС РФ.

Концепция адаптивного управления на основе машинообучаемых моделей исследования операций

Предлагаемый в работе подход призван устранить основной недостаток моделей исследования операций (ИО) за счет использования достоинств моделей систем автоматического управления (табл. 1.2). При этом из пары аналитик-ЛПР в системе остается только ЛПР, что исключает из модели противоречие в системах предпочтений аналитиков и ЛПР, что обеспечивает максимальную адекватность модели, а значит и эффективность вариантов предлагаемых решений. В рамках предлагаемой технологии, в отличие от некоторых других [40], ЛПР не выходит за рамки своей привычной предметной области, а обеспечивается это путем решения *обратных задач исследования операций*, с помощью которых решается задача, аналогичная идентификации объекта управления в теории автоматического управления. В рамках решения обратной задачи ИО выполняется обучение модели ИО (настройка ее параметров, а в некоторых случаях и структуры) по выборке наблюдений за решениями, принимаемыми ЛПР в возникающих ситуациях, требующих принятия решений (СТПР). На рис. 1.9 представлены две технологии управления (традиционная и предлагаемая - адаптивная), где среда генерирует СТПР, а ЛПР, имея цель управления, использует (например, в рамках СТПР) модель $L(\bar{c}, \bar{x})$, описывающую целевую функцию (\bar{c} - вектор параметров модели; \bar{x} - вектор искомых переменных) делает выбор варианта решения \bar{x} , учитывая ограничения ($\bar{a}; \bar{b}$), отражающие текущую СТПР.

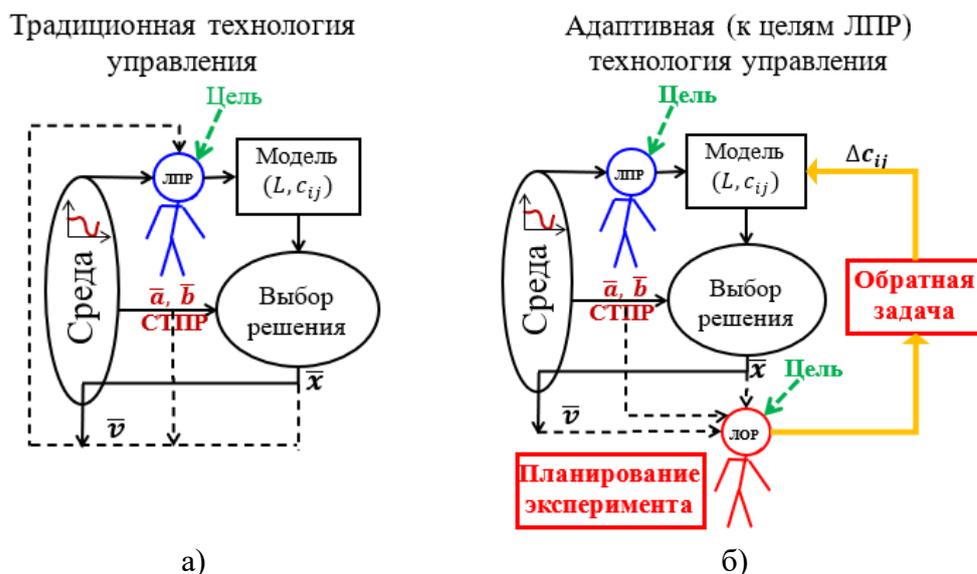


Рисунок 1.9 - Две технологии управления в ЧС на основе моделей исследования операций (традиционная и адаптивная)

Решение \bar{x} , реализованное в операционной среде, дает некоторый эффект \bar{v} . Все данные о результатах цикла управления возвращаются к ЛПР, который в следующей СТПР будет действовать аналогично. Такова традиционная схема управления на основе использования моделей ИО, в которых структура и параметры модели устанавливаются на основе того, что в нее заложили разработчики (аналитики). Если ЛПР не доверяет этой модели, то его вектор решений \bar{x} (принятый им и реализованный в среде) часто или всегда будет отличаться от предлагаемого моделью. Здесь использованы символичные обозначения для модели транспортной задачи, рассматриваемой в главе 2 работы.

Предлагаемая в данной работе схема адаптивного управления на основе использования моделей ИО отличается тем, что добавляется еще контур обратной связи (на основе решения обратной задачи ИО), за счет чего выполняется коррекция параметров (возможно и структуры) по тем решениям, которые принимал ЛПР по возникающим ранее СТПР. При этом принятые решения оценивает лицо, оценивающее решение (ЛОР). Часто ЛОР и ЛПР едины, но в некоторых случаях они могут быть разными субъектами. Так при тушении пожара ЛПР - это РТП, а роль

ЛОР может выполнять начальник ПСЧ или другое лицо - по результатам разбора пожара.

В тех случаях, когда имеется возможность формировать произвольные СТТР и предлагать их ЛПР для принятия решений (например, на учениях и тренировках), можно воспользоваться инструментарием оптимального планирования эксперимента [116, 120, 205, 232, 256, 395, 402], что позволит существенно быстрее настроить модель по предпочтениям ЛПР/ЛОР и в дальнейшем использовать ее в работе.

Таким образом, адаптивная технология позволяет подстраивать используемую модель ИО к целевым предпочтениям конкретного ЛПР по эффективным (принятым ранее и оцененным) решениям. Обратная связь обеспечивает поддержание модели всегда в актуальном состоянии, адекватном целевым предпочтениям ЛПР/ЛОР. Реализация обратной связи, фактически, выполняет функцию *обучения модели по обучающей выборке, предложенной учителем* (аналогично тому, как это реализуется в экспертных системах, нейронных сетях и при идентификации объектов в системах автоматического управления), где роль учителя выполняет ЛПР.

Как и в тех системах, обученные модели ИО могут использоваться в дальнейшем управлении, по крайней мере в двух, приведенных на рис. 1.10, режимах.

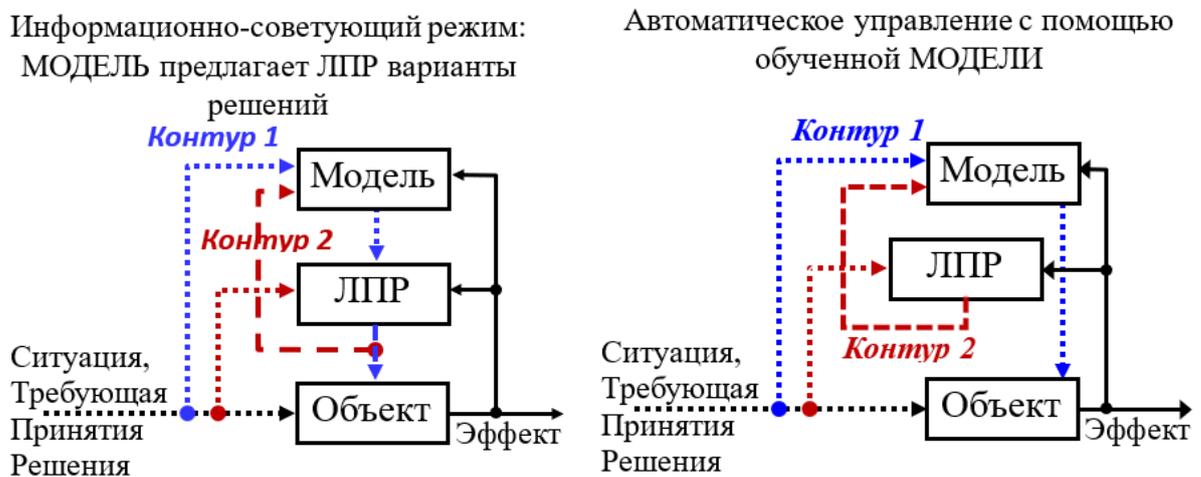


Рисунок 1.10 - Режимы управления на основе применения адаптивных (машинообучаемых) моделей исследования операций (ИО)

В обоих режимах можно выделить два контура:

- контур 1 - управление объектом, в котором управляющее воздействие (решение) поступает на объект от ЛПР или от модели;
- контур 2 - настройка параметров (возможно и структуры) по возникшим СТТР и соответствующим им решениям, принятым ЛПР.

В информационно-советующем режиме модель непосредственно не управляет объектом, а варианты решений передает лицу, принимающему решения, для того, чтобы он их принял или отклонил. Если модель достаточно хорошо настроена под предпочтения ЛПР (адекватна им), то часто или всегда ЛПР будет соглашаться с предлагаемыми решениями.

Если модель адекватна предпочтениям ЛПР, то можно управлять процессом в автоматическом режиме, когда решения, полученные на модели, передаются для непосредственного исполнения на объект. Контур 2 при этом работает только на настройку модели. В таком случае проявляется еще одно очень важное свойство адаптивных моделей - эти два контура могут работать асинхронно (в режиме разделения времени) - каждый в своем темпе. Тогда появляется возможность обеспечить принятие максимально эффективных и надежных решений для управления объектом, т.к. для ЛПР не возникает ситуации цейтнота, он может в своем естественном темпе проанализировать все исходные данные и принять взвешенное решение, по которому настроится модель и принятое ею в новых СТТР решение будет столь же взвешенным.

На рис. 1.9 и рис. 1.10 не показан еще один (3-й) контур, который отражает нестационарность среды и/или целевых предпочтений ЛПР (или целеуказаний извне). В этих случаях прежняя модель уже может быть неадекватной новым обстоятельствам. Это, однако, не меняет сути предлагаемого подхода, а лишь приведет к необходимости подстройки модели, т.е. ее актуализации. При этом подстройка не происходит мгновенно, а требует некоторого времени и соответствующей ему обучающей выборки. Адаптивная модель будет эффективной, если динамика нестационарности не будет превышать динамику настройки модели под новые обстоятельства [84, 92].

В рамках предлагаемой концепции адаптивного управления в работе рассмотрена совокупность типов моделей ИО, которые могли бы обеспечить повышение эффективности ликвидации пожаров и ЧС. Это модели математического программирования (транспортная задача), модели матричных игр, марковские цепи с платежами и модели принятия решений в условиях риска и неопределенности (в частности, критерий Гурвица). Эти типы моделей отражают различные структуры моделей, применяемые для тех приложений, которые могут быть ими описаны. Неопределенность заключается в априорной неизвестности параметров этих моделей. В данной работе предложены для каждой из указанных групп моделей алгоритмы решения обратных задач, выполняющих настройку (адаптацию) моделей к предпочтениям ЛПР. Но следует отметить, что предлагаемая концепция может быть применима и для других типов моделей, используемых для выбора вариантов решений при управлении процессами, силами и средствами в РСЧС.

На рис. 1.11 приведена обобщенная схема, отражающая взаимодействие элементов и процедур в процессе принятия решений (от цели до эффекта) в рамках методологии, основанной на моделях, методах и алгоритмах исследования операций.

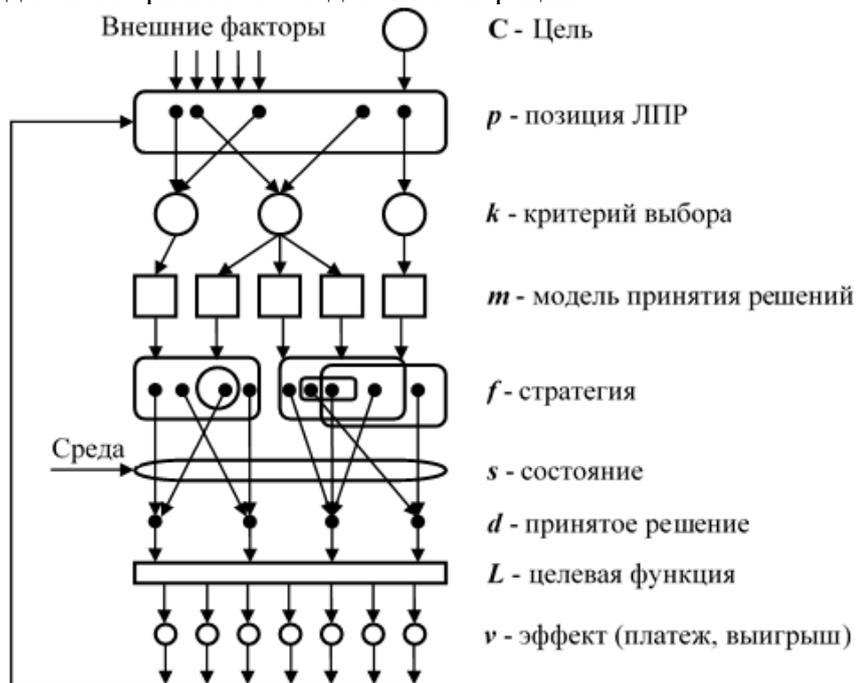


Рисунок 1.11 - Элементы логики принятия решений на основе оптимизационных моделях исследования операций

Элементы этой структуры, расположенные выше, как правило, имеют большую стабильность, менее изменчивы, существенно реже корректируются. На схеме не показаны внутренние обратные связи, которые конечно существуют, но их наличие и интенсивность зависит от конкретной задачи управления.

Цель практически всегда представляется в виде содержательного описания и дается ЛПР как директива. «Цепочки» элементов от критериев и ниже для конкретных прикладных задач могут быть построены достаточно определенно. Выбор же критериев в соответствии с поставленной целью зависит от позиции ЛПР, которая в большинстве случаев не может быть

представлена в явном виде (пусть даже содержательно). Это обусловлено множеством внешних факторов, а также субъективными характеристиками и опытом конкретного ЛПР. При этом выбранный ЛПР критерий отражает его позицию. Особенностью представленной схемы является и то, что множество позиций гораздо более разнообразно, чем множество критериев, а отсюда - неоднозначность их соответствия. Если влияние внешних факторов или субъективных целей ЛПР на его позицию больше, чем влияние основной (директивной, внешней) цели C , то отображение C в k может быть неадекватным, что в итоге приведет к низкому эффекту от принятия решений. При этом влияние на отображение C в k может быть осуществлено либо через внешние факторы (например, через систему стимулирования ЛПР), либо через модификацию цели C .

Определить (выявить) позицию ЛПР важно потому, что ошибки выбора критерия приводят не только к снижению эффекта, но и к отказу ЛПР от использования формализованных процедур поддержки принятия решений, что существенно ухудшает гибкость и возможности управления. Содержание блоков схемы будет раскрыто далее в соответствующих разделах работы.

1.2.3. Модели и алгоритмы, используемые для поддержки принятия решений в практике управления ликвидацией ЧС

Модели, как одна из важнейших составляющих современных СППР, стали использоваться задолго до появления первых СППР для обоснования решений, принимаемых как в режиме *проектирования*, так и в *управлении* силами и средствами пожарно-спасательных подразделений на пожарах на различных уровнях РСЧС. Первые из них стали использовать, начиная с 60-х годов прошлого века.

Поскольку модели в прикладных задачах могут быть построены на основе различных сведений об объекте моделирования и затем использоваться в различных целях, выделим наиболее часто используемые на практике группы *типов сведений и прикладных целей*.

Сведения об объекте моделирования (или знания о нем) представим двумя большими группами:

- данные, отражающие его бесспорные характеристики и/или факты, полученные и многократно подтвержденные различными исследователями. Сюда можно, например, отнести регламенты работы пожарных подразделений, представление пожарной части в виде прибора, обслуживающего вызовы на пожар, структурная адекватность, что подтверждается многочисленными исследованиями и т.п. Задачи, решаемые на основе таких моделей, относятся к классу структурированных (или хорошо структурированных) [331, 332, 472, 474]. Эту категорию моделей будем называть моделями, построенными на *структурированных знаниях* (МСЗ);

- данные, отражающие небесспорные свойства объекта, часто имеющие субъективный характер, полученные экспертным путем, носящие часто не количественный, а качественный характер, описываемые не одним, а множеством (вектором) показателей. Использование таких данных обычно обусловлено отсутствием возможности получить точные количественные сведения или «проклятие размерности» - когда количественные данные есть, но их слишком много для эффективного анализа и осмысления. Задачи, решаемые на основе таких данных, относят к категории слабо структурированных или неструктурированных [331, 332, 472, 474]. Модели, которые строят на основе таких данных, как правило, отражают знания отдельных (возможно и очень опытных) субъектов (экспертов, ЛПР) или их достаточно узких групп. Сведения этого типа, представленные данными или построенными на их основе моделями, отражают знания этих лиц об объекте моделирования. Эти знания могут быть существенно персонифицированными и/или изменчивы во времени (нестационарны) и/или пространстве (т.е. от объекта к объекту). Примером такой задачи (и соответствующих ей знаний) может быть назначение коэффициентов важности показателям, на основании которых определяется ранг пожара для того или другого типа объектов. Или знания о том сколько стволов выделять и как их

расставлять на конкретном пожаре, где много объективных неопределенностей на момент принятия решения в условиях острого дефицита времени. И субъективные знания (а также построенные на их основе модели принятия решений) здесь отражают личный опыт ЛПР (РТП), его склонность к риску и другие персональные характеристики. Эту категорию моделей будем называть моделями, построенными на *неструктурированных знаниях* (МНЗ). При этом будем к категории МНЗ будем относить и те комбинированные модели, которые содержат, наряду с МСЗ хотя бы одну МНЗ.

Понятно, что данная классификация достаточно субъективна и условна (как, впрочем и многие другие классификации), но она поможет разметить типы моделей, приведенные далее в кратком обзоре, по признаку типа знаний, в них заключенных.

По *прикладным целям* (или степени уникальности задачи) также выделим две группы:

- задачи, в которых модели используются для некоторых однократных (во времени для конкретного объекта) актов выбора решения, например, для обоснования количества пожарных частей в городе [56] или пожарных автомобилей в пожарной части [146]. Этот тип моделей будем называть *моделями для уникальных решений* (МУР);

- задачи, в которых для конкретного объекта ситуация, требующая принятия решений (СТПР), возникает многократно в разное время, но при этом для выбора решений может быть использована одна и та же модель, для которой меняются лишь исходные данные, отражающие СТПР, а целевые (платежные) функции, критерии остаются неизменными. Такой тип моделей называют моделями с повторяющимися решениями [211]. Примерами подобных задач (и соответствующих им моделей) могут служить распределение отделений пожарной охраны пожарных частей города по объектам возгорания (эта задача может решаться диспетчером ЦУКС несколько раз в день, отличие будет лишь в месте и типе объекта возгорания). Этот тип моделей будем называть *моделями для повторяющихся решений* (МПР).

Таким образом, каждая модель может быть отнесена к одной из четырех групп моделей (см. табл. 1.3).

Таблица 1.3 - Группы моделей, используемых в задачах ГПС

	Модели, построенные на структурированных знаниях (МСЗ)	Модели, построенные на неструктурированных знаниях (МНЗ)
Модели для уникальных решений (МУР)	СУ-модели	НУ-модели
Модели для повторяющихся решений (МПР)	СП-модели	НП-модели

Кратко остановимся на особенностях каждой из четырех групп моделей с точки зрения потенциальных возможностей их использования для накопления и хранения знаний об объекте управления и роли в нем человека (ЛПР, РТП).

СУ-модели характерны высокой степенью определенности структуры и параметров. поскольку решения уникальны, т.е. для данного объекта они требуются единственный раз или крайне редко. Построенная модель может потребоваться в силу громоздкости задачи (большое количество параметров и/или большие размеры области допустимых решений, тогда неопределенность часто обусловлена лишь «проклятием размерности», а модель позволяет (по сравнению с чисто ручным/экспертным выбором вариант) с ним справиться. К этому типу относятся модели, используемые для решения задач математического программирования (задачи о назначениях, распределения ограниченных ресурсов и т.п.). Или приложением может быть выбор мест размещения пожарных частей в конкретном городе – задача решается один раз или крайне редко. К этой группе относятся, как правило, задачи проектирования. Для этой группы моделей, как правило, вопросы накопления знаний не актуальны.

НУ-модели имеют существенную особенность в том, что часто задачи решаются методами экспертных оценок в силу того, что плохая структурированность задачи создает

большую неопределенность для параметров и структуры строгих моделей (математических, логических и др.), которые могли бы здесь потенциально использоваться. Поэтому наиболее адекватными этой группе моделей являются модели экспертного оценивания в виде ранжировок, матриц парных сравнений и т.п. Здесь уникальность ситуации выбора также делает бессмысленной накопление каких-либо знаний для дальнейшего их использования.

СП-модели являются очень благоприятной группой для накопления знаний, т.к. они основаны на подкрепленной многими исследованиями убежденности в структурной адекватности той или иной прикладной задачи определенному типу моделей. Тогда неопределенность заключается лишь в значениях параметров, адекватных конкретному объекту. Поскольку ситуации, требующие принятия решений (СТПР), повторяются, то существует возможность с каждой новой СТПР корректировать параметры модели, если ранее принятое решение (после его реализации) оказалось не очень эффективным. При этом оценка эффективности проводится, как правило, по нескольким показателям с привлечением экспертных мнений. В качестве экспертов могут выступать как штатные управленцы (РТП, операторы ЦУКС и др.), так и специально подобранные группы экспертов или отдельные эксперты.

НП-модели отличаются от предыдущей группы лишь тем, что структура модели априори не определена однозначно, поэтому для них более приемлемым является подход, в рамках которого в работе используется некоторое множество моделей, параметры которых корректируются по цепи обратной связи аналогично предыдущему случаю, но на каждом очередном этапе их использования выполняется операция дискриминации моделей (различения, выбора одной из них), в результате чего в текущей СТПР решение принимается по наиболее адекватной модели. То обстоятельство, что в разных СТПР адекватными могут быть разные модели, может, в частности, быть обусловлено тем, что каждая СТПР представляет собой точку в той или иной области исходных данных и соответствующей ей области допустимых решений. Для этой группы моделей также актуально накопление знаний, но уже в виде параметров группы конкурирующих моделей.

Далее приведем краткую классификацию моделей, используемых для решения задач проектирования, управления, оценивания, обучения и для других целей в ГПС.

В первых работах по математическому моделированию работы ГПС решались задачи обоснования количества пожарных частей в городах [53]. В этих моделях использовались методы статистического анализа данных о выездах подразделений на тушение пожаров и аналитические модели систем массового обслуживания (СМО) [329]. Поскольку любая пожарная служба города является, по существу, распределенной системой «приборов», обслуживающих вызовы, то в целом, по структуре задачи ГПС она адекватна СМО, хотя любой реальный объект моделирования требует доработки и адаптации математической модели, его описывающей. Эта задача может быть отнесена к классу задач проектирования (группа 1 в табл. 1.4). При этом в упомянутых работах использовались аналитические модели СМО.

Таблица 1.4 - Типы моделей, используемых в задачах ГПС

№ п/п	Группа задач	Тип модели	Назначение (частные задачи)	Группа модели
1	Проектирование, выбор структуры, конфигурации и параметров	1.1. Аналитические модели СМО	1.1.1. Обоснование количества пожарных частей в городах [53]	СУ
			1.1.2. Оценивание занятости пожарного автомобиля [146]	СУ
			1.1.3. Определение структуры и состава ЦУКС [59, 62, 375]	СУ
		1.2. Имитационные модели СМО	1.2.1. Оценивание статистических характеристик работы ГПС и развития пожара при различных значениях факторов [59]	СУ СП НП

№ п/п	Группа задач	Тип модели	Назначение (частные задачи)	Группа модели
			1.2.2. Прогнозирование временных характеристик ликвидации пожаров и ЧС [69]	НП
			1.2.3. Оценивание временных характеристик занятости подразделений ГПС [69]	СУ
			1.3. Модели активных систем	1.3.1. Определение территориального распределения кадровых ресурсов [235]
2	Управление объектами, процессами, силами и средствами	2.1. Матричные игры с природой	2.1.1. Выбор стратегии поиска и эвакуации людей из здания [372]	СП
		2.2. Задача о назначении	2.2.1. Распределение отделений по направлениям ликвидации пожаров и ЧС [291]	СУ
		2.3. Векторная оптимизация	2.3.1. Распределение оперативных подразделений (ГДЗС) между участками тушения пожара [363]	СУ
3	Прогнозирование процессов на некоторый момент в будущем или последствий решений	3.1. Марковские цепи	3.1.1. Оценивание времени горения легкового автомобиля [247]	СУ
		3.2. Задача оптимального размещения объектов	3.2.1. Выбор мест установки пожарной техники на водоисточники [368]	СУ
4	Мониторинг, оценивание текущего состояния объекта, процесса, пожарных подразделений	4.1. Статистический анализ (оценивание статистических характеристик по выборкам случайных событий, величин и процессов)	4.1.1. Оценивание пожарных рисков [60]	СУ
			4.1.2. Оценивание времени прибытия на пожар [174]	СУ
			4.1.3. Оценивание времени эвакуации людей из зданий [199, 285]	СУ
			4.1.4. Оценивание эффективности реагирования пожарных подразделений [136]	СУ
		4.2. Регрессионный, дисперсионный, корреляционный и кластерный анализ	4.2.1. Выявление зависимостей показателей от множества факторов [124, 133]	СУ СП НП
			4.2.2. Кластеризация выборочных данных [124, 338]	СУ
		4.3. Матричные игры с природой	4.3.1. Оценивание результатов оперативной деятельности пожарных подразделений [69].	СУ СП
		4.4. Случайные графы	4.4.1. Оценивание скорости распространения огня [219]	СУ
4.5. Дифференциальные уравнения	4.5.1. Определение критического времени эвакуации [199]	СУ		
5	Планирование действий, распределение ограниченных ресурсов	5.1. Задачи математического программирования (линейного, нелинейного, квадратичного, булева, целочисленного программирования, задача о назначениях, транспортная задача, задача о рюкзаке, задача коммивояжера и др.)	5.1.1. Назначение подразделений пожарных частей на вызовы [69, 154].	СУ СП НП
			5.2. Оптимизация на графах (поиск оптимального / критического пути, задача коммивояжера, сети Петри, диаграммы Ганта, сетевые графики)	5.2.1. Планирование организации ликвидации пожаров и ЧС роботизированными подразделениями [135]
		5.2.2. Выбор маршрута движения пожарных в зданиях [355, 356]		СУ

№ п/п	Группа задач	Тип модели	Назначение (частные задачи)	Группа модели
		и др.)		
		5.3. Матричные игры (с природой и антагонистические)	5.3.1. Выбор маршрута эвакуации из здания [77, 106]	СУ СП НП
			5.3.2. Обучение РТП принятию решений [371]	СУ
		5.4. Марковские процессы	5.4.1. Управление ресурсами гарнизона пожарной охраны [136, 233]	СП НП
6	Диагностика или тестирование объекта	6.1. Бинарные (и другие) тесты	6.1.1. Оценивание боеготовности пожарных подразделений [69]	СУ
			6.1.1. Оценивание пожарной безопасности объектов [406]	СУ
			6.1.2. Оценивание риска возгорания [431]	СУ
			6.1.3. Оценивание риска снижения эффективности ликвидации пожаров и ЧС [54, 55, 125]	СУ
7	Интерпретация данных, идентификация, распознавание, обнаружение	7.1. Экспертные оценки	7.1.1. Определение важности факторов, определяющих ранг пожара [197, 384]	СП НП
		7.2. Нечеткие множества и нечеткая логика	7.2.1. Представление факторов пожара нечеткими функциями принадлежности [197, 384]	СУ СП
			7.2.2. Оценки риска возникновения аварийной ситуации на нефтеперерабатывающем предприятии [431]	СУ
8	Обучение и инструктаж персонала	8.1. Игры с природой	8.1.1. Обучение РТП принятию решений [372, 374, 375]	СП НП
		8.2. Векторная оптимизация	8.2.1. Тактическая подготовка пожарных [362]	СУ

В табл. 1.4 для каждой группы задач, которые могут возникать в контексте принятия управленческих решений, на основе анализа публикаций приведены типы моделей и прикладные задачи, решаемые в интересах ГПС. Эта таблица не является исчерпывающей, а содержит лишь некоторые типичные для МЧС прикладные задачи и соответствующие им модели, которые потенциально могут использоваться в СППР. Однако, одной из особенностей СППР является использование знаний, отражающих опыт принятия решений ЛПР различных уровней РСЧС. Каждая из приведенных моделей, имея свое вполне определенное целевое назначение, может и не быть ориентирована на накопление знаний, а использоваться единственный (уникальный) раз. Последняя колонка таблицы и отражает мнение авторов о том, к какому из приведенных выше четырех типов моделей относится текущая. Далее прокомментируем эти модели именно с позиции их использования для накопления знаний. В контексте моделей под знаниями будем понимать те данные о параметрах и структуре моделей, которые априори неизвестны, но получены при многократном повторении ситуаций выбора, принятия ЛПР решений, его реализации, оценивания результатов реализации и коррекции (если необходимо) этих параметров и структуры. Текущие значения параметров и структуры модели и представляют собой те знания, которые получены от ЛПР и в дальнейшем могут быть использованы им же или другим ЛПР как отражение накопленного опыта (и отчужденного от ЛПР – источника этих знаний).

Поскольку модели СМО используются, как правило, в целях получения оценок различных показателей в виде средних значений, то в большинстве работ, использующих инструментарий теории массового обслуживания (ТМО), оценки и имеют смысл средних значений. Однако, при необходимости в случаях, когда показатели представлены их распределениями, можно строить и квантильные оценки, задавшись их надежностью, например, в виде значения доверительной вероятности.

Модели СМО являются удобным инструментом для решения задач *проектирования*

(синтеза), т.е. выбора структуры, конфигурации и параметров систем. Так в ряде работ, использующих в качестве инструментов аналитические модели СМО, обосновано необходимое количество пожарных частей в городах [56], приведены оценки занятости пожарного автомобиля [146], определены структура и состава ЦУКС [375] с учетом параметров входящего потока вызовов и характеристик операторов, как обслуживающих приборов.

Но в ряде случаев, когда аналитическая модель оказывается недостаточно адекватной реальному объекту (потoki не пуассоновские, обслуживание не экспоненциальное и т.п.), более удобным инструментом анализа становится имитационное моделирование [46, 57-59, 172, 188, 347, 349, 417], позволяющее построить модель практически любой конфигурации (многофазные, многоканальные, смешанные с любыми типами очередей, дисциплинами обслуживания, дискретно-событийные, агентные, системно-динамические, а также их комбинации и т. п.). Ограничением построения имитационных моделей тех или иных элементов РСЧС являются ограничения программной среды, в которой строится модель, или языка, если модель строится средствами одного из универсальных языков программирования. Возможности построения имитационных моделей достаточно сложной логики развития ЧС и управления их ликвидацией заложены в такой, зарекомендовавшей себя [57, 59, 60, 350] среде имитационного моделирования как КОСМАС. Построенные в данной среде модели позволяют оценивать статистические характеристики работы ГПС и развития пожара при различных значениях факторов [60, 350], прогнозировать временные характеристики ликвидации пожаров и ЧС [69], оценивать временные характеристики занятости подразделений ГПС [69].

Все перечисленные модели, использующие аппарат ТМО используются при разработке (синтезе структуры и/или параметров системы управления ликвидацией пожаров и ЧС) или в целях анализа влияния параметров и/или структуры системы на показатели эффективности ликвидации пожаров и ЧС. К этой же группе моделей (1-ой в табл. 1.4) относятся и модели территориального распределения кадровых ресурсов, основанные на теории активных систем [63, 64, 235]. Почти все модели первой группы (см. табл. 1.4) относятся к СУ-моделям, т.е. структурированы и используются для уникальных решений, для которых накопление знаний об объекте в модели (ее структуре и/или параметрах) не актуально.

Ко второй группе моделей (*Управление объектами, процессами, силами и средствами*) относятся модели, позволяющие выбирать варианты управления при непосредственном управлении СиС на пожаре, например, с помощью моделей игр с природой [372] предлагается выбирать стратегии поиска и эвакуации людей из горящего здания. Распределять отделения по направлениям ликвидации пожаров и ЧС [291] и оперативные подразделения (например, ГДЗС) между участками тушения пожара [363] можно, используя модели задачи о назначениях в скалярной или векторной постановке. По своей структуре некоторые из моделей этой группы могут быть использованы в повторяющихся процедурах принятия решений (СП-модели), в частности, игры с природой, а значит для них имеет смысл накапливать знания в виде оценок параметров модели. Процедуры выбора решений на основе других моделей этой группы, как правило, носят уникальный характер, а значит накопление знаний не представляет интереса.

Задачи третьей группы (*Прогнозирование*) очень разнообразны, но приведенные в табл. 1.4 два типа моделей – марковские цепи и размещение объектов, используемые, соответственно, для оценивания времени горения автомобиля [247] и для выбора мест установки пожарной техники на водоисточники [368] для каждого нового применения могут иметь свою структуру и параметры, поэтому для них накопление знаний (в виде структуры и/или параметров моделей) для последующего применения не имеет смысла.

В четвертой группе задач «*Мониторинг, оценивание текущего состояния объекта, процесса, пожарных подразделений*» лишь модели, построенные на основе регрессионного анализа и игр с природой, представляют интерес для накопления знаний об объекте управления. Так регрессионные модели, построенные для выявления зависимостей показателей от множества факторов по реальным статистическим данным [39, 106, 133], отражают знания о скрытых зависимостях и могут использоваться в дальнейшем в повторяющихся ситуациях. А построенные на основе игр с природой оценки результатов оперативной деятельности пожарных

подразделений [69] также представляют собой знания о характеристиках подразделений, которые могут быть использованы, например, при распределении подразделений по вызовам.

В пятой группе – «*Планирование действий, распределение ограниченных ресурсов*» лишь модели математического программирования, игровые и марковские, используемые для назначения пожарных подразделений на вызовы [69, 154], выбор маршрута эвакуации из здания [106, 371, 372] и управление ресурсами гарнизона пожарной охраны [233] имеют структуру, позволяющую накапливать знания ЛПП при многократном повторении ситуаций выбора.

В шестой группе «*Диагностика и тестирование*» используются табличные алгоритмы тестирования, структура которых не позволяет накапливать знания ЛПП или экспертов, их заполняющих.

В седьмой группе задач «*Интерпретация данных, идентификация, распознавание, обнаружение*», основанных на алгоритмах экспертного оценивания и направленных на решение прикладных задач оценивания важности факторов, определяющих ранг пожара [197, 384] и представление факторов пожара нечеткими функциями принадлежности [197, 384], накопление экспертных знаний является их основной целью.

В восьмой группе «*Обучение и инструктаж персонала*» на основе использования моделей игр с природой решается задача обучения РТП принятию решений на примере выбора варианта эвакуации людей из здания [384]. Здесь знания используются в двух вариантах: один – это эталонные знания опытного РТП, а второй вариант знаний выявляется у обучаемого. Сравнение этих двух вариантов знаний позволяет оценить степень обученности учащегося.

Таким образом, анализ достаточно широкого спектра моделей, приведенных в табл. 1.4 показал, что знания, как один из основных элементов СППР еще не столь широко могут быть получены от ЛПП или экспертов для их использования в человеко-машинных процедурах принятия решений. Однако, даже в тех случаях, когда знания удастся формализовать и включить в схемы алгоритмов принятия решений, существует много факторов, приводящих к их достаточно быстрому устареванию. Поэтому важным представляется создание процедур эффективного сбора знаний опытных ЛПП и поддержания их в актуальном состоянии.

1.3. Анализ взаимосвязей показателей и факторов по данным пожарной статистики

1.3.1. Методологические аспекты оценки эффективности инновационных элементов поддержки ликвидации пожаров и ЧС

Предлагаемые в работе модели и алгоритмы поддержки управления и организации работы ГПС позволяют улучшить те или иные показатели процессов и организационных элементов структуры управления. Но большинство этих показателей отражают локальные улучшения, непосредственно не отражающие улучшение конечных показателей эффективности ГПС, что затрудняет оценивание эффективности предложений. Для преодоления этого неудобства в работе предлагается подход, основанный на построении статистических регрессионных моделей, связывающих конечные показатели эффективности работы ГПС (прямой материальный ущерб, количество погибших и травмированных людей) с основными временными характеристиками ликвидации пожаров и ЧС (время сообщения о пожаре, время прибытия первого пожарного подразделения на пожар и др.). Укрупненная схема таких взаимосвязей представлена на рис. 1.12.

Регрессионные модели выполняют роль связующего звена частных показателей эффективности предложений с показателями ущерба. В данной главе представлены результаты статистического анализа официальной статистики о пожарах [297], одним из результатов которого являются регрессионные модели, используемые в последующих разделах работы, для получения оценок повышения эффективности реагирования за счет улучшения показателей ущерба.

Важными параметрами, во многом определяющими исход работы ППС, являются временные характеристики пожара [51, 56, 61]. На рис. 1.13 приведена типовая диаграмма реагирования пожарных подразделений, где отмечены основные моменты времени развития пожара и соответствующие им интервалы времени выполнения операций.

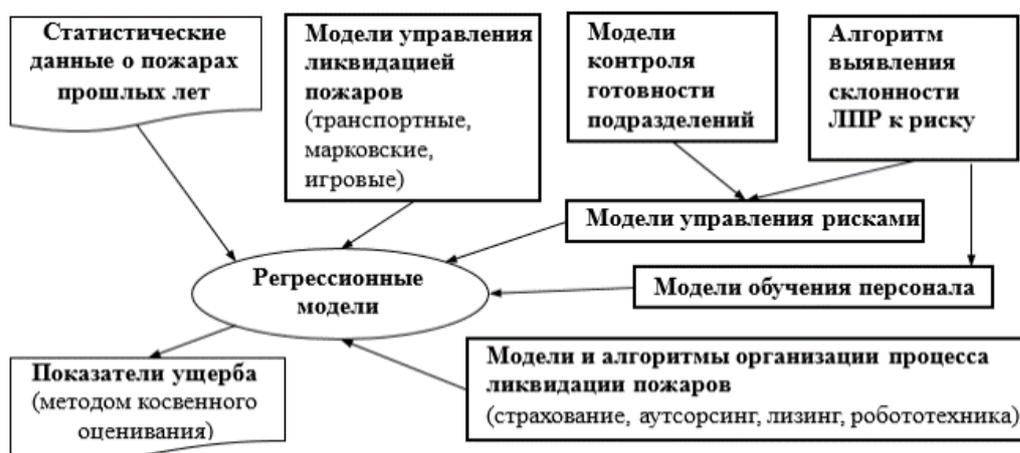


Рисунок 1.12 – Схема косвенного оценивания эффективности предлагаемых моделей и алгоритмов на основе использования регрессионных моделей

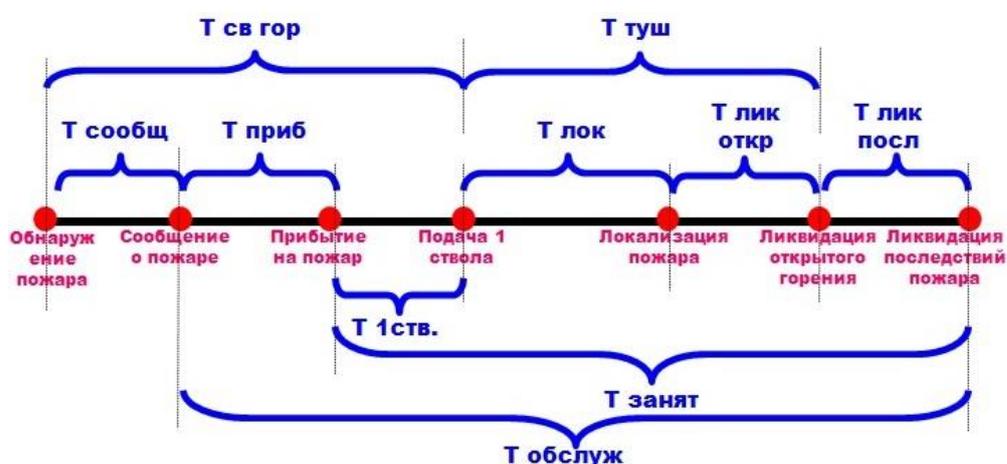


Рисунок 1.13 – Диаграмма реагирования пожарных подразделений

Для удобства анализа все показатели реагирования разделим на три группы:

1. *Исходные* (частные) показатели динамики тушения пожаров:

- $\tau_{\text{сообщ}}$ – интервал времени с момента обнаружения пожара до момента передачи сообщения о пожаре;

- $\tau_{\text{приб}}$ – интервал времени с момента передачи сообщения о пожаре до момента прибытия на пожар первого подразделения;

- $\tau_{1 \text{ ств}}$ – интервал времени с момента прибытия на пожар первого подразделения до момента подачи первого ствола;

- $\tau_{\text{лок}}$ – интервал времени с момента подачи первого ствола до момента локализации пожара;

- $\tau_{\text{лик.откр}}$ – интервал времени с момента локализации пожара до момента ликвидации открытого горения;

- $\tau_{\text{лик.посл}}$ – интервал времени с момента ликвидации открытого горения до момента ликвидации последствий пожара;

2. *Укрупненные (агрегированные)* показатели динамики тушения пожаров:

- $\tau_{\text{св.гор}}$ – интервал времени с момента обнаружения пожара до момента подачи первого ствола ($\tau_{\text{св.гор}} = \tau_{\text{сообщ}} + \tau_{\text{приб}} + \tau_{1 \text{ ств}}$);

- $\tau_{\text{туш}}$ – интервал времени с момента подачи первого ствола до момента ликвидации открытого горения ($\tau_{\text{туш}} = \tau_{\text{лок}} + \tau_{\text{лик.откр}}$);

3. *Отдельные интегральные* показатели динамики тушения пожаров:

- $\tau_{\text{занят}}$ – интервал времени с момента прибытия на пожар до момента ликвидации

последствий пожара ($\tau_{\text{занят}} = \tau_{1\text{ ств}} + \tau_{\text{лок}} + \tau_{\text{лик.откр}} + \tau_{\text{лик.посл}}$);

- $\tau_{\text{обслуж}}$ – интервал времени с момента передачи сообщения о пожаре до момента ликвидации последствий пожара ($\tau_{\text{обслуж}} = \tau_{\text{приб}} + \tau_{1\text{ ств}} + \tau_{\text{лок}} + \tau_{\text{лик.откр}} + \tau_{\text{лик.посл}}$).

В практике управления ликвидацией чрезвычайных ситуаций все исходные показатели реагирования существенно влияют на показатели, рассматриваемые в данном исследовании как наиболее важные - показатели эффективности реагирования ППС [51, 56, 61] такие, как:

- среднее количество человеческих жертв (может измеряться таким общепринятым [54, 55, 60] показателем, как риск R_2 – число жертв на 100 пожаров);
- среднее количество людей, травмированных в 100 пожарах (Q_2);
- средний прямой материальный ущерб на один пожар (u).

1.3.2. Логика построения адекватных факторных моделей

Для построения адекватных моделей, отражающих зависимости показателей последствий от пожаров (ППП) в городской и сельской местности от ряда факторов, необходимо выявить значимые взаимосвязи. Эффективными средствами для этого могут служить такие инструменты статистических исследований как корреляционный и регрессионный анализ. Существующие программные среды, такие, например, как надстройка «Анализ данных» электронной таблицы *MS Excel*, программные комплексы STATISTICA, SPSS [260] и др. позволяют быстро и эффективно проводить все необходимые процедуры статистического анализа. Далее воспользуемся первыми двумя из них.

В данном подразделе проведем анализ статистической взаимосвязи (влияния) показателей оперативного реагирования (ПОР), как входных параметров (факторов), на выходные показатели (ППП). Результатом такого анализа должны стать аналитические (регрессионные) зависимости (модели) вида $y = f(\bar{b}, \bar{x})$, где \bar{x} – вектор факторов, \bar{b} – вектор оценок параметров модели.

Регрессионные модели могут быть парными и множественными [163, 334, 395]. В парных рассматривается зависимость между парой переменных – независимой (x), т.е. фактором, и зависимой (y). В множественных регрессиях – между несколькими независимыми x_1, x_2, \dots, x_m , для компактности записи представляемые в виде вектора $\bar{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]^T$, где T – символ транспонирования, и единственной зависимой (y). В данной работе рассматриваются как парные так и множественные.

Таким образом, предполагается, что имеется выборка наблюдений объемом n : $(x_1^1, x_2^1, \dots, x_m^1, y^1), \dots, (x_1^k, x_2^k, \dots, x_m^k, y^k), \dots, (x_1^n, x_2^n, \dots, x_m^n, y^n)$.

Предполагается, что наблюдаемые величины \bar{x} и y связаны стохастической зависимостью (модель наблюдения) вида:

$$y = f(\bar{\beta}, \bar{x}) + \varepsilon, \quad (1.1)$$

где $\bar{\beta}$ – вектор фактических параметров модели; ε – нормально распределенная случайная величина с математическим ожиданием $M[\varepsilon] = 0$ и дисперсией $D[\varepsilon] = \sigma^2$ (это основные предпосылки регрессионного анализа [163, 334]), где σ – среднее квадратическое отклонение (СКО); $f(\bar{\beta}, \bar{x})$ – детерминированная функция нескольких переменных x_1, x_2, \dots, x_m .

В данной работе рассматриваются функции $f(\bar{\beta}, \bar{x})$, имеющие полиномиальную по переменным и линейную по параметрам форму.

Целью построения регрессионных моделей в данной работе является их использование как одного из элементов системы моделей, позволяющей оценивать эффективность предложенных в работе алгоритмов на основе оценивания их влияния на показатели последствий пожаров.

Регрессионный анализ традиционно [163, 334] выполняется в рамках достижения одной из двух целей:

1. Построение аналитической модели, аппроксимирующей взаимосвязи совокупности факторов с некоторым показателем, от них зависящим. Такие модели часто *используют в целях прогноза* (экстраполяции или интерполяции).

2. Выявление степени влияния того или иного фактора на выходной показатель.

Приведем типовой алгоритм регрессионного анализа, позволяющий достичь этих целей. Следует отметить, что в некоторых случаях ни одной из этих целей достичь не удастся. Это бывает при слабой корреляционной связи рассматриваемых факторов и выходной величины (показателя).

Одна из практических проблем, возникающих при построении уравнения регрессии, заключается в выборе наиболее существенно влияющих на выходную величину (отклик) свободных переменных (факторов, регрессоров, объясняющих переменных).

Часто на практике применяется подход, состоящий в применении пошаговой процедуры включения в число факторов наиболее информативных [163, 334]. При этом строить модель можно, добавляя по одной, а можно, исключая по одной из максимальной. Чаще применяется процедура добавления по одному, наиболее значимому фактору на каждом шаге, начиная с простейшей парной регрессии.

Поэтапно логика этого анализа заключается в следующем (рис. 1.14).

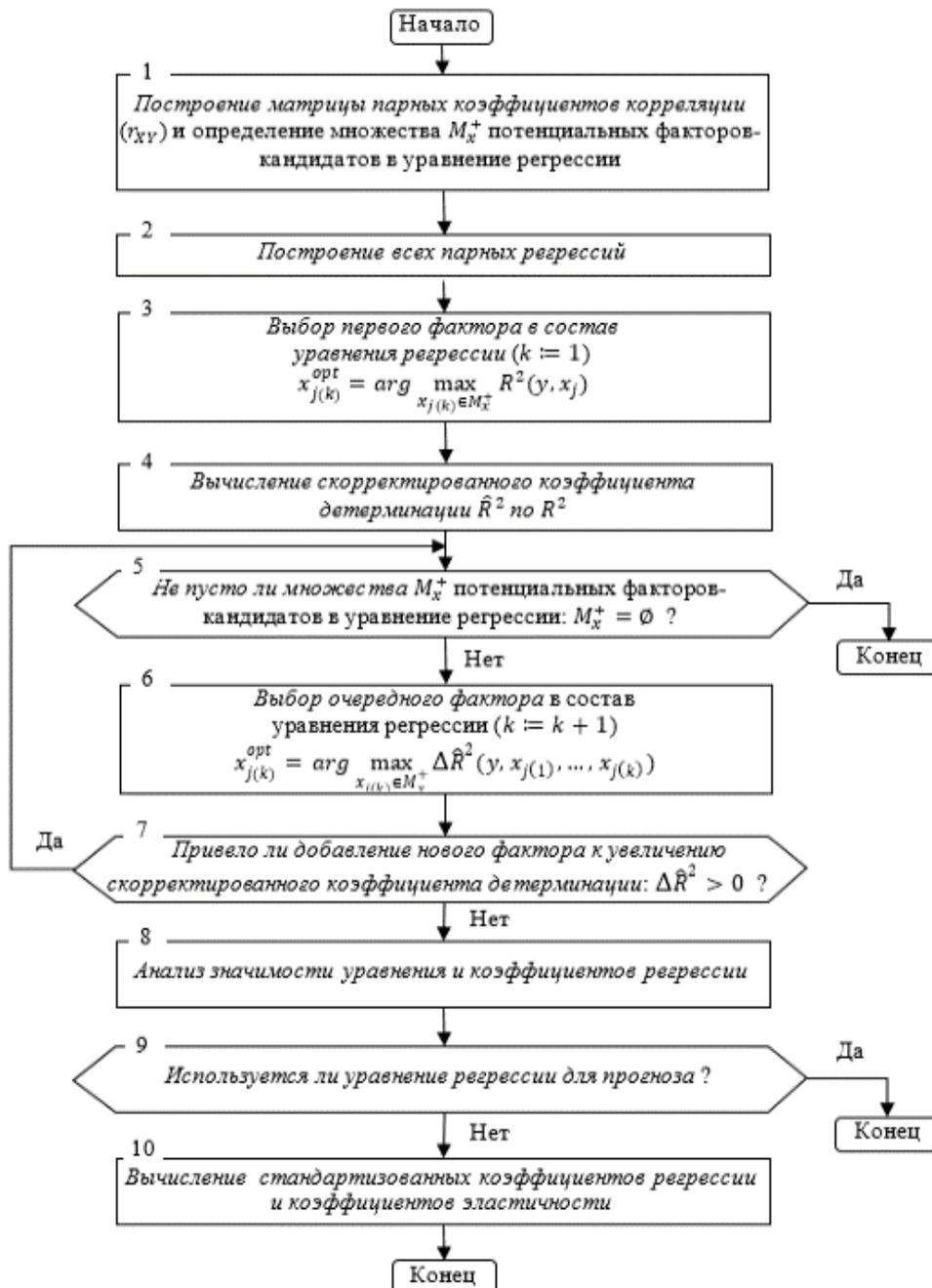


Рисунок 1.14 - Алгоритм регрессионного анализа

Этап 1. Построить матрицу (таблицу) парных коэффициентов корреляции, включающую r_{yx_j} и $r_{x_ix_j}$ (далее для краткости r_{XY}), а затем воспользоваться критерием Стьюдента для проверки их значимости.

Выборочный коэффициент корреляции r_{XY} вычисляется как [163, 334]

$$r_{XY} = \frac{\overline{x \times y} - \bar{x} \times \bar{y}}{s_X s_Y}. \quad (1.2)$$

Он является случайной величиной, а значит его значение отличается от «теоретического» коэффициента корреляции ρ_{XY} , который вычисляется как:

$$\rho_{XY} = \frac{\mu_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}. \quad (1.3)$$

Значимость r_{XY} обычно проверяется с помощью механизма проверки статистических гипотез, которые формулируются следующим образом:

$H_0: \rho_{XY} = 0$ (коэффициент r_{XY} не значим);

$H_1: \rho_{XY} \neq 0$ (коэффициент r_{XY} значим);

Следует задать и уровень значимости α . Критерием проверки нуль-гипотезы H_0 является следующая случайная величина (статистика T_r):

$$T_r = \frac{|r_{XY}| \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r_{XY}^2}}, \quad (1.4)$$

здесь n – объем выборки;

При справедливости гипотезы H_0 статистика T_r имеет распределение Стьюдента с $(n-2)$ степенями свободы. Квантиль распределения Стьюдента $t(1-\alpha, n-2)$ можно вычислить с помощью встроенной функции *MS Excel* СТЬЮДЕНТ.ОБР($1-\alpha, n-2$). Тогда, если выполняется неравенство:

$$|T_r| > t(1-\alpha, n-2), \quad (1.5)$$

то гипотеза H_0 отвергается с уровнем значимости α .

Пороговое значение r_{XY} . больше которого r_{XY} признается значимым, вычисляется из следующего равенства, полученного из неравенства (1.5):

$$t(1-\alpha, n-2) = \frac{|r_{XY}| \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r_{XY}^2}}, \quad (1.6)$$

откуда значение порога определяется как:

$$r_{\text{порог}} = \frac{t}{\sqrt{t^2 + (n-2)}}. \quad (1.7)$$

При выполнении неравенства $r_{XY} > r_{\text{порог}}$ гипотеза H_0 о незначимости коэффициента корреляции r_{XY} отвергается с уровнем значимости α . Данное неравенство проверяется для всех коэффициентов корреляции r_{XY} , что дает возможность разделить все коэффициенты корреляции r_{XY} на значимые и незначимые.

Среди значимых r_{XY} следует выделить подгруппу таких, для которых:

$$r_{XY} > 0,8. \quad (1.8)$$

Пары факторов, имеющих такие высокие значения коэффициентов корреляции, оказывают негативное влияние на качество регрессионной модели. Это свойство статистических данных называют [163, 334] мультиколлинеарностью. Обычно для снижения эффекта мультиколлинеарности в состав модели включают (на следующих этапах алгоритма) лишь один из совокупности факторов, имеющих большие коэффициенты взаимной парной корреляции. Обозначим подмножество факторов, имеющих коэффициенты корреляции, удовлетворяющие условию (1.8), через M_x . В него могут входить несколько непересекающихся подмножеств пар факторов, имеющих большие значения коэффициентов парной корреляции. Из каждого подмножества попарно сильно корреляционно связанных факторов в уравнение регрессии, во избежание проявления мультиколлинеарности, могут быть включены только по одному фактору. Множество всех остальных факторов и по одному представителю-фактору из каждого подмножества корреляционно связанных факторов, обозначим M_x^+ .

Этап 2. Построить уравнение парной регрессии, выбрав из всей совокупности факторов x_j (где $j = 1, 2, \dots, m$), в качестве единственного (x_j^{opt}), тот, который имеет наибольший коэффициент детерминации R^2 :

$$x_j^{opt} = \arg \max_{x_j \in M_x^+} R^2(y, x_j). \quad (1.9)$$

Для выполнения данного этапа необходимо построить m уравнений парной регрессии и выбрать из них в качестве начального то, которое обеспечивает наименьшее значение R^2 . Обозначим найденный таким образом фактор $x_{i(1)}$.

Стандартная расчетная формула множественного коэффициента детерминации (т.е. для множественной регрессии) имеет вид:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y})^2}, \quad (1.10)$$

где $\hat{y}_i = f(\bar{b}, \bar{x}_i)$ – прогнозное значение выходного показателя в точке \bar{x}_i , вычисленное по построенной модели; \tilde{y} – среднее значение выходного показателя, вычисленное по выборке:

$$\tilde{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (1.11)$$

Или R^2 в векторной форме:

$$R^2 = \frac{Q_r}{Q} = \frac{\bar{b}^T X^T \bar{y} - n \tilde{y}^2}{\bar{y}^T \bar{y} - n \tilde{y}^2}. \quad (1.12)$$

Этап 3. Вычислить скорректированный коэффициент детерминации \hat{R}^2 (или в терминах MS Excel - нормированный), который используется в качестве критерия адекватности исходным данным построенной многофакторной модели. Если известен коэффициент R^2 , то \hat{R}^2 можно вычислить по следующей формуле:

$$\hat{R}^2 = 1 - \frac{n-1}{n-m} (1 - R^2). \quad (1.13)$$

Этап 4. Сформировать множество факторов-претендентов на включение в состав уравнения регрессии. Если на этапе 2 был выбран фактор, входящий в состав M_x , то все другие факторы, в него входящие исключаются из дальнейшего рассмотрения (во избежание эффекта мультиколлинеарности). Для формирования множества факторов-претендентов необходимо построить множество уравнений регрессии с двумя факторами, где в качестве первого участвует фактор $x_{i(1)} \triangleq x_i^{opt}$, найденный на этапе 2, т.е. пар $(x_{i(1)}; x_j)$, где $j = 1, 2, \dots, m; j \neq i(1)$. Для каждого из уравнений регрессии вычислить коэффициенты R^2 и по нему - \hat{R}^2 . Из всех факторов-претендентов в качестве второго фактора регрессионной модели ($x_{j(2)}$) выбрать тот, который обеспечивает максимальный прирост: $\Delta \hat{R}^2 = \hat{R}^2(x_{i(1)}; x_{j(2)}) - \hat{R}^2(x_{i(1)})$:

$$x_{j(2)}^{opt} = \arg \max_{x_j \in M_x^+} \Delta \hat{R}^2 \quad (1.14)$$

при условии, что $\hat{R}^2(x_{i(1)}; x_{j(2)}) > \hat{R}^2(x_{i(1)})$.

Если $x_{j(2)}^{opt}$ существует, то фактор $x_{j(2)}$ остается в составе модели и следует перейти к этапу 5, иначе – он не включается в состав модели и на этом процедура добавления факторов прекращается и следует перейти к этапу 6.

Этап 5. Сформировать множество факторов-претендентов на включение в состав уравнения регрессии. При этом следует выбирать из числа оставшихся факторов и не вошедших в состав множества M_x , если хотя бы один фактор из него уже входит в состав модели. Далее выполнить этап 4.

Этап 6. Проверить значимость уравнения регрессии в целом (по критерию Фишера), что означает - соответствует ли построенное уравнение выборке данным. Одновременно этим проверяется и то, достаточно ли факторов включено в уравнение регрессии.

При множественной регрессии уравнение значимо с уровнем значимости α , если статистика Фишера F удовлетворяет следующему неравенству:

$$F > F_{1-\alpha, m-1, n-m}, \quad (1.15)$$

где $F_{1-\alpha, m-1, n-m}$ – квантиль распределения Фишера (в *MS Excel* его значение определяется функцией $F.ОБР.ПХ(\alpha; m - 1; n - m)$);

$$F = \frac{Q_r \cdot (n - m)}{Q_e \cdot (m - 1)} = \frac{\bar{b}^T X^T \bar{y} - n \tilde{y}^2}{\bar{y}^T \bar{y} - \bar{b}^T X^T \bar{y}}. \quad (1.16)$$

Если значение R^2 известно, то статистика Фишера F может быть вычислена следующим, более простым, образом:

$$F = \frac{R^2(n - m)}{(1 - R^2)(m - 1)}. \quad (1.17)$$

В случае выполнения неравенства (1.15) уравнение регрессии значимо, что позволяет использовать его для прогноза (экстраполяции или интерполяции). Но значимость уравнения регрессии не означает обязательной значимости части или всех его коэффициентов (см. этап 7).

Этап 7. Проверить значимость коэффициентов уравнения регрессии (по критерию Стьюдента). Т.е. ответить на вопрос: вычисленные коэффициенты регрессии b_j отличны ли от нуля ?

Для проверки значимости полученного по статистическим данным выборочных коэффициентов регрессии b_j формулируют две гипотезы относительно «фактического» коэффициента регрессии β_j , который является математическим ожиданием оценки b_j , как случайной величины $M[b_j]$, вычисленной по выборке наблюдений:

$H_0: \beta_j = 0$ (коэффициент b_j не значим);

$H_1: \beta_j \neq 0$ (коэффициент b_j значим).

Уровень значимости задается равным α . Критерием проверки H_0 является случайная величина:

$$T_{b_j} = \frac{b_j}{s_{b_j}}, \quad (1.18)$$

где s_{b_j} – СКО коэффициента регрессии b_j ;

Статистика T_{b_j} имеет распределение Стьюдента с $(n - m)$ степенями свободы в случае справедливости гипотезы H_0 . Квантиль распределения Стьюдента $t(1 - \alpha, n - m)$ можно вычислить с помощью встроенной функции *MS Excel* $СТЮДЕНТ.ОБР(1 - \alpha, n - m)$. Тогда, если справедливо неравенство:

$$|T_{b_j}| > t(1 - \alpha, n - m), \quad (1.19)$$

то имеет место значимое отличие коэффициента b_j от нуля, т.е. гипотеза H_0 отвергается с уровнем значимости α .

Пороговое значение b_j (больше которого коэффициент b_j значим) определится из следующего равенства, полученного из предыдущего неравенства:

$$t(1 - \alpha, n - m) = \frac{b_j}{s_{b_j}}, \quad (1.20)$$

откуда:

$$(b_j)_{\text{порог}} = s_{b_j} t(1 - \alpha, n - m). \quad (1.21)$$

Коэффициент b_j считается значимым при условии, что $b_j > (b_j)_{\text{порог}}$.

Опция «Регрессия» надстройки «Анализ данных» *MS Excel* позволяет иначе проверить значимость коэффициентов уравнения регрессии b_j . В выходной статистике этой опции (в разделе коэффициентов регрессии) в столбце «Р-Значение» приведены пороговые значения $\alpha_{\text{порог}}(b_j)$. Тогда коэффициент регрессии b_j значим, если:

$$\alpha_{\text{порог}}(b_j) < \alpha. \quad (1.22)$$

Этап 8. Определить степень влияния на выходной показатель коэффициентов, включенных в уравнение регрессии. В состав факторов, включенных в состав линейного уравнения регрессии, могут входить переменные, имеющие различное смысловое содержание,

измеряемые в различных единицах и имеющие разную физическую сущность. Одни переменные могут иметь стоимостное содержание, другие – отражать временные характеристики, третьи – вероятностные и т. п. Тем не менее на практике возникает потребность в сравнении их степени влияния на выходной показатель. Существуют два подхода к тому, как, используя уравнение регрессии, такой анализ можно проводить:

1. *Построение уравнения регрессии для нормированных факторов* [163, 334]. Нормировка заключается в линейном преобразовании (смещение и растяжение/сжатие) всех данных наблюдений путем приведения их значений к интервалу варьирования $[0;1]$. Для этого по каждой переменной (независимой или зависимой) вычисляется минимальное значение (a) и максимальное (b), тогда новое (кодированное) значение $x_{\text{код}} = (x - a)/(b - a)$. Для уравнения регрессии в кодированных переменных все факторы будут сравнимыми и степень влияния фактора x_j на выходной показатель полностью определится величиной коэффициента b_j .

2. *Построение стандартизованных коэффициентов регрессии (СКР) и коэффициентов эластичности (КЭ)* [163, 334]. Эти коэффициенты вычисляются по уже построенному уравнению регрессии. СКР вычисляется как:

$$b_j^c = b_j \frac{s_{x_j}}{s_y} ; \quad (1.23)$$

$$s_y = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(y_i - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k \right)^2} ; \quad (1.24)$$

$$s_{x_j} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(x_{ij} - \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{kj} \right)^2} . \quad (1.25)$$

СКР b_j^c свидетельствует о том, на сколько величин s_y изменится отклик y при увеличении на s_{x_j} только j -го фактора и при неизменных значениях других факторов. СКР позволяет ранжировать факторы и исключать из модели те, которые не оказывают существенного влияния на выходной показатель.

Коэффициент эластичности означает, на сколько процентов изменится выходная переменная y при увеличении только j -го фактора на 1%. Он вычисляется по формуле:

$$E_j = b_j \frac{\tilde{x}_j}{\tilde{y}} , \quad (1.26)$$

где:

$$\tilde{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij} , \quad (1.27)$$

$$\tilde{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i . \quad (1.28)$$

Таким образом, этапы регрессионного анализа с 1-го по 8-й позволяют построить по имеющимся статистическим данным регрессионные модели всех необходимых для исследования факторов и показателей. Совокупность регрессионных моделей, построенных для отдельных групп факторов и показателей дает возможность создать совокупность взаимосвязанных простых аналитических (линейных и нелинейных) моделей и использовать их в целях анализа, прогнозирования и управления. При этом разделение переменных на факторы (независимые, входные переменные) и выходные переменные в таких комплексах аналитических моделей носит условный характер, определяемый причинно-следственными связями и логикой анализа.

Следует отметить, что при необходимости использования таких моделей в целях управления, проектирования, оптимизации параметров системы (описываемых этими моделями)

важно различать две группы параметров:

- управляемые;
- неуправляемые (лишь наблюдаемые).

Представленную восьмью этапами технологию регрессионного анализа, используемую в данной работе для анализа пожарной статистики представим в виде краткой блок-схемы алгоритма. Следует заметить, что в зависимости от частной цели регрессионного анализа в конкретном случае могут быть использованы не все блоки и этапы алгоритма.

1.3.3. Регрессионный анализ пожарной статистики

Официальная пожарная статистика представлена достаточно разнообразными данными [297], часть из которых может быть использована для извлечения из них скрытых зависимостей и закономерностей для анализа эффективности функционирования ППС.

Далее в данном подразделе построим аналитические свертки (в виде уравнений регрессии) используемых в работе показателей, на основе доступных статистических данных. Эти модели в составе единого комплекса могут быть использованы для оценки эффективности предлагаемых в работе решений.

1.3.3.1. Регрессионные модели показателей реагирования ППС

Согласно приказу [303] развитие пожара представлено более широким набором показателей, в числе которых 6 простых:

- время сообщения о пожаре;
- время прибытия первого пожарного подразделения;
- время подачи первого ствола;
- время локализации пожара;
- время ликвидации открытого горения;
- время ликвидации последствий пожара.

Кроме того, имеется группа комбинированных (укрупненных) показателей, объединяющих ряд простых:

- время свободного горения;
- время тушения пожара;
- время обслуживания пожара подразделениями;
- время занятости подразделений на пожаре.

Официальные статистические данные [297] содержат сведения о приведенных показателях в табличном виде с годовой кратностью, иногда с ошибками в разных изданиях, с пропущенными данными. Для исследования рассматриваемых далее в работе некоторых задач управления и организации ликвидации пожаров более удобной представляется аналитическая аппроксимация этих сведений, более компактная и удобная для использования (в том числе и вне годовой сетки). В работе построены такие аналитические свертки на основе полиномиальных регрессионных моделей.

Рассмотрим технологию такого построения на примере времени прибытия первого пожарного подразделения на пожар, а остальные приведем в готовом виде.

Данные о времени прибытия на пожар первого подразделения [297] за несколько последних лет имеют вид, представленный в табл. 1.5.

Покажем к каким результатам приводит построение регрессионной аппроксимации данных табл. 1.5 по классической схеме (блок 2 рис. 1.14) с использованием опции «Регрессия» надстройки «Анализ данных» *MS Excel*.

Технологию построения модели покажем на примере зависимости показателя «Все пожары» (y_1) от переменной «Год» (x). Модель строиться в виде полиномиальных регрессий для каждого отклика y_i вида:

В таблице жирным шрифтом выделены значимые коэффициенты регрессии (с уровнем значимости $\alpha = 0,05$). *Стандартная ошибка* – оценка среднеквадратического отклонения аддитивной составляющей модели измерений (1.1). *Остаток* – сумма квадратов отклонений прогнозных значений, полученных по уравнению регрессии, от эмпирических данных отклика. *Значимость F* – величина уровня значимости, соответствующая вычисленному значению *F-распределения Фишера*.

Два из наиболее представительных регрессионных показателя (R^2 и *Остаток*) приведены на рис. 1.15.

По данным табл. 1.6 и рис. 1.15 видно, что качество аппроксимации эмпирических данных существенно улучшается до 5-го порядка полиномиальной модели, для которой четыре из шести коэффициентов остаются значимыми. При увеличении порядка модели все коэффициенты при переменной становятся незначимыми, а показатели изменяются незначительно. Поэтому компромиссной можно считать модель 5-го порядка, которая и будет использована в дальнейших исследованиях.

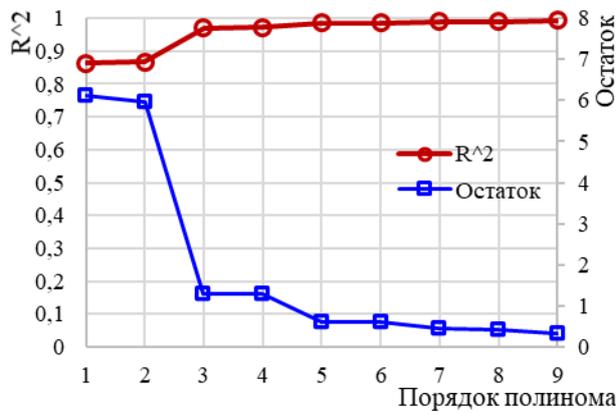


Рисунок 1.15 - Регрессионные показатели R^2 и Остаток

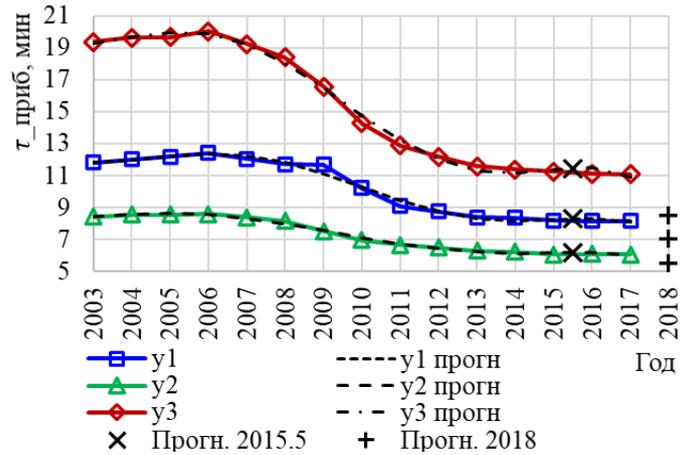


Рисунок 1.16 - Аппроксимация $\tau_{\text{приб}}(t)$ полиномом 5-ой степени

Данная модель, построенная по статистическим данным, имеет следующий вид:

$$y_1 = 11,85 - 2,23z + 66,20z^2 - 275,15z^3 + 349,53z^4 - 142,10z^5 \quad (1.32)$$

и может быть использовано совместно с выражениями (1.30) и (1.31).

В общем виде выражение (1.29), построенное для кодированных переменных $y_i = f(\bar{b}, z)$ – см. табл. 1.6. может быть преобразовано в $y_i = f(\bar{b}, x)$:

$$y_i = f(\bar{b}, z) = b_0 + \sum_{i=k}^K b_k z^k = b_0 + \sum_{i=k}^K b_k \left(\frac{x-c}{d-c} \right)^k = f(\bar{b}, x). \quad (1.33)$$

Эмпирические данные по всем пожарам, а также для города, села, и их полиномиальная аппроксимация приведены на рис. 1.16.

В табл. 1.7 сведены оценки коэффициентов полиномиальной аппроксимации $\tau_{\text{приб}}(t)$ для всех пожаров, городов и сельской местности.

Таблица 1.7 - Коэффициенты уравнений регрессионной аппроксимации показателей $\tau_{\text{приб}}(t)$ для всех пожаров, в городах и в сельской местности

	b_0	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5
y_1	11,85	-2,23	66,20	-275,15	349,53	-142,10
y_2	8,41	2,45	0,39	-58,74	98,36	-44,85
y_3	19,30	2,29	59,85	-376,78	540,62	-234,38

На рис. 1.17 приведены значения невязки (в %) прогнозных значений полиномиальной регрессии относительно эмпирических значений, а значения ошибок прогноза моделей приведены в табл. 1.8.

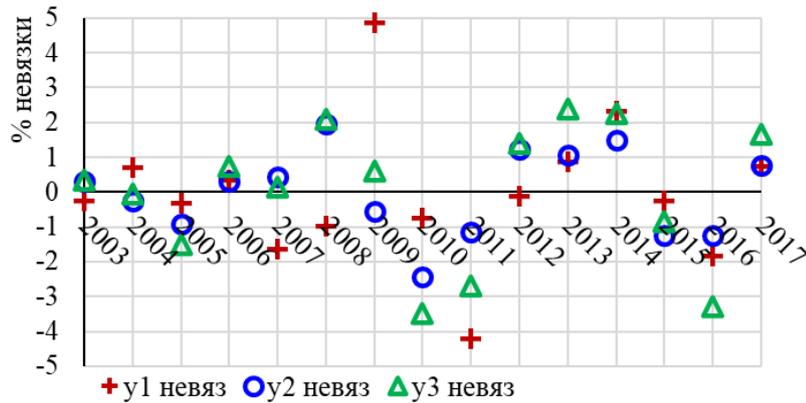


Рисунок 1.17 - Рассеяние ошибок прогноза, вычисленных по регрессионным моделям

Таблица 1.8 - Показатели ошибок интерполяционного прогнозирования регрессионных моделей времени прибытия первого пожарного подразделения (по всем пожарам, в городах, в сельской местности)

Показатель	y ₁	y ₂	y ₃
Среднее абсолютное значение ошибки прогноза, %	1,35	1,02	1,57
Максимальное абсолютное значение ошибки прогноза, %	4,85	2,43	3,49
Минимальное абсолютное значение ошибки прогноза, %	0,13	0,24	0,05

В среднем ошибка прогнозирования не превышает 2%, что свидетельствует о хорошем качестве аппроксимации эмпирических данных моделями.

Представленный анализ прогностической точности построенных моделей базируется на сравнении оценок, полученных по моделям с данными в точках наблюдений. Однако, в большей степени прогностические возможности моделей могут быть реализованы вне сетки наблюдений в виде интерполяционного (между точками наблюдений) или экстраполяционного прогноза (за пределами интервала наблюдений). Эти возможности отражены на рис. 1.16 для значений времени 2015,5 (на 30 июня 2016 года) и 2018 (на 31 декабря 2018 года). На рис. 1.16 видно, что интерполяционный прогноз, построенный на основе полиномиальной регрессионной модели, обеспечивает высокую точность (в том числе и судя по данным табл. 1.8). Экстраполяционный прогноз (см. 2018 год на рис. 1.16) не обеспечивает желаемого качества. Поэтому представляется целесообразным для экстраполяции показателей воспользоваться другими инструментами, в частности, методами скользящего среднего и экспоненциального сглаживания [13], рассмотренных далее в подразделе 1.3.5. Однако, построенные в настоящем разделе полиномиальные модели являются компактным представлением статистических данных и позволяют в дальнейшем анализе имитировать любую сетку наблюдений и использовать их для имитационного моделирования и/или для экстраполяционного прогнозирования.

1.3.3.2. Восстановление недостающих данных в выборках наблюдений показателей ущерба на основании вспомогательных регрессионных моделей

При использовании статистических данных для анализа в некоторых случаях часть необходимых данных отсутствует. Инструментарий регрессионного анализа позволяет восстановить недостающие данные в тех случаях, когда имеются значимые корреляционные (регрессионные) связи между группами данных. Подобные приемы в прикладной статистике относятся к технологии «*бутстреп*» [163, 167, 246] и позволяют дополнить выборку недостающими данными.

В пожарной статистике, используемой для анализа [275] за последние три года, сведения о среднем прямом материальном ущербе от одного пожара по всем пожарам (далее – переменная x_2) имеются, а по пожарам в городах (y_1) и в сельской местности (y_2) отсутствуют. Аналогично для среднего количества погибших при пожаре людей на 1000 пожаров – соответственно x_5 , z_1 и z_2 . Эти две группы показателей приведены в табл. 1.9, где жирной рамкой выделены поля, первоначально пустые (на момент сбора данных).

Выполненные по полным наборам данных (за 2003-2014 гг.) регрессионный анализ выявил высокую степень корреляционной связи внутри групп соответственно – между y_1 и x_2 , y_2 и x_2 , а также между y_1 и x_5 , y_2 и x_5 . Построены следующие адекватные уравнения парной регрессии:

$$y_1 = -6549,21 + 1,14x_2, \quad (1.34)$$

$$y_2 = 10260,56 + 0,78x_2, \quad (1.35)$$

$$z_1 = -12,47 + 1,01x_5, \quad (1.36)$$

$$z_2 = -17,64 + 1,52x_5. \quad (1.37)$$

Эти уравнения значимы с уровнем значимости $\alpha = 0,05$ и имеют почти все значимые коэффициенты. Показатели детерминации этих уравнений соответственно: $R^2(y_1, x_2) = 0,96$, $R^2(y_2, x_2) = 0,83$, $R^2(z_1, x_5) = 0,96$, $R^2(z_2, x_5) = 0,91$.

Таблица 1.9 - Пожарная статистика по показателям ущерба за 2003-2017 годы

Год	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010
Прямой материальный ущерб от 1 пожара, руб. (действ. цены)	17456	25277,3	29079,3	38436	40880,8	60537,6	59680,1	81127,2
в городах	16070,1	25184	28861,5	39835,8	37366,2	63241,2	62236,3	64693,3
в сельской местности	20304,1	25466,9	29499,7	35821,5	47418,5	55689,4	55486,6	106980,7
Количество погибших при пожарах людей на 1000 пожаров, чел.	80,7	80,9	80,1	78,2	75,6	75,7	74,4	72,7
в городах	67,7	68,3	68,3	67,5	62,5	64,9	63,2	62
в сельской местности	107,3	106,7	103	98,1	99,9	95,5	92,7	89,6
Год	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	
Прямой материальный ущерб от 1 пожара, руб. (действ. цены)	107987,6	96326,3	96994,4	120995,2	129140	87850	106744	
в городах	123599,3	109448,9	97643	139118,1	141110,7	93899,31	115502,9	
в сельской местности	82904,4	75862,9	95993,7	94456,1	110728,3	78605,67	93304,73	
Количество погибших при пожарах людей на 1000 пожаров, чел.	71,3	71,5	69,1	67,2	64,1	62,62	58,7	
в городах	59,1	58,6	56	55,4	52,04	50,55	46,60	
в сельской местности	90,9	91,7	89,3	84,6	79,57	77,33	71,38	

На основе уравнений (1.34) - (1.37) построен прогноз отклика для тех значений независимых переменных (x_2 и x_5), которые имеются для наблюдений прямого материального ущерба и количества погибших при пожарах в 2015-2017 гг. Данный вид прогноза нельзя отнести ни к интерполяционному ни к экстраполяционному, т.к. он зависит от конкретных наблюдаемых значений x_2 и x_5 . Полученные значения прогноза вписаны в ячейки, выделенные жирными рамками в табл. 1.9. На рис. 1.18 и рис. 1.19 приведены полные наборы значений – исходные и восстановленные (прогнозные) в координатах корреляционно связанных показателей.

На рис. 1.20 и рис. 1.21 приведены графики материального ущерба и количества погибших при пожарах людей за 2003-2017 годы с учетом восстановления недостающих данных. Достроенная часть показателей для городов и для сельской местности являются экстраполяционным прогнозом. Визуально качество прогноза достаточно высокое, что дает основание использовать полную выборку за 2003-2017 гг. в дальнейшем анализе.

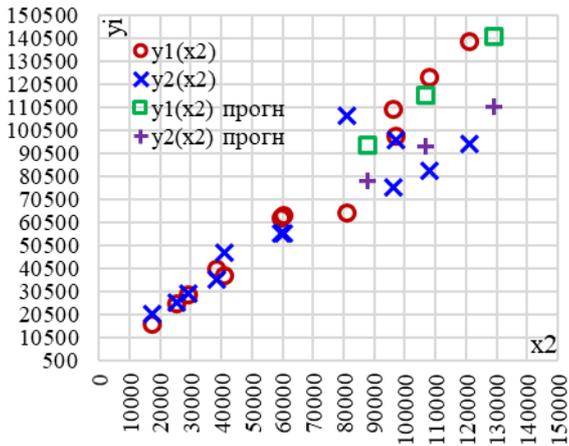


Рисунок 1.18 - Зависимость прямого материального ущерба на один пожар в городах ($y_1(x_2)$) и в сельской местности ($y_2(x_2)$) от прямого материального ущерба от одного пожара по всем пожарам (x_2)

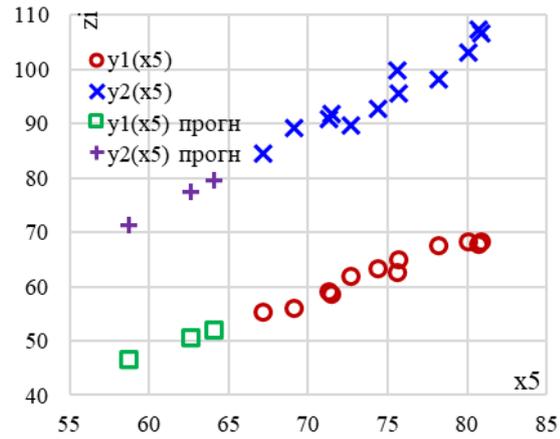


Рисунок 1.19 - Зависимость количества погибших людей в 1000 пожарах в городах ($z_1(x_5)$) и в сельской местности ($z_2(x_5)$) от среднего количества погибших людей в 1000 пожарах по всем пожарам (x_5)

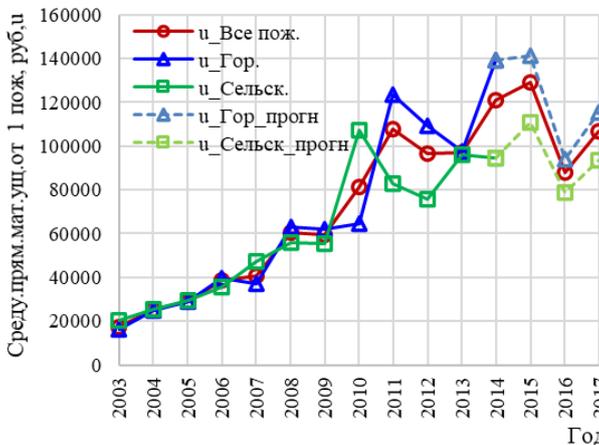


Рисунок 1.20 - Средний прямой материальный ущерб на один пожар за 2003-2014 и прогноз на 2015-2017

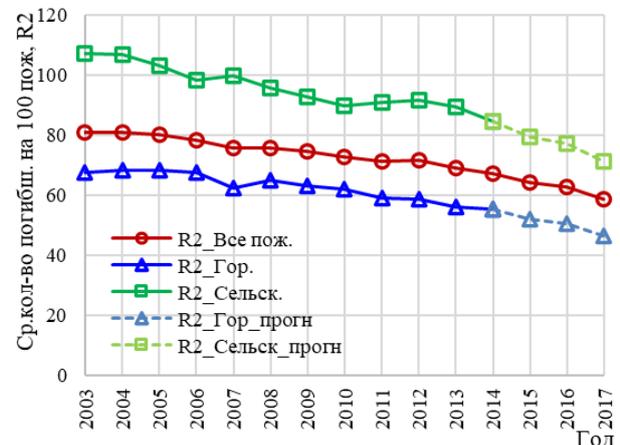


Рисунок 1.21 - Среднее количество погибших при пожарах людей на 1000 пожаров за 2003-2014 и прогноз на 2015-2017

1.3.4. Регрессионные модели взаимосвязи ущерба и временных характеристик реагирования пожарных подразделений

1.3.4.1. Модели по всем пожарам за период 2003-2017 гг. и за 2011-2017 гг.

Статистические данные о пожарах [297] содержат разнообразные сведения о параметрах пожаров – о временных характеристиках, причиненном ущербе, погибших и пострадавших людях, а также другие виды ущерба. Вся эта многообразная статистика представлена в различных разрезах, с учетом тех или иных факторов, сопутствующих пожарам. Конечно, в этом огромном массиве данных, на различных фазах его формирования, вносится и значительное количество искажений, обусловленных человеческим фактором, неизбежно участвующим на всех фазах измерения, регистрации, обработки, обобщения и представления данных. Так, даже одни и те же характеристики, представленные в разных статистических сборниках, могут отличаться. Однако, большой объем данных, обладая определенной избыточностью, при анализе позволяет существенно снизить негативное влияние разнообразных ошибок.

Предварительный анализ данных об основных показателях пожаров за 2003-2017 гг.

В данном подразделе проанализируем зависимости между показателями, характеризующими отдельные фазы реагирования пожарных служб на сообщение о пожаре ($\tau_{\text{сообщ}}$, $\tau_{\text{приб}}$, $\tau_{1 \text{ ств}}$, $\tau_{\text{лок}}$, $\tau_{\text{лик.откр}}$, $\tau_{\text{лик.посл}}$), и конечными показателями, отражающими ущерб от пожара (u , R_2 , Q_2). Результатом этого анализа должны стать аналитические (регрессионные) модели $y = f(x)$, отражающие зависимости показателей ущерба (y) от показателей времени реагирования (x). Эти модели должны стать частью единого комплекса моделей, позволяющего оценить вклад того или иного мероприятия и/или алгоритма, предлагаемых в работе и направленных на повышение эффективности реагирования ППС.

Для иллюстрации технологии применения инструментов анализа из всех показателей реагирования подробно рассмотрим лишь время прибытия 1-го пожарного подразделения на пожар ($\tau_{\text{приб}}$, для простоты и общности обозначаемое через x), а для остальных результаты приведем в готовом виде. Из показателей ущерба от пожаров рассмотрены лишь те, которые в наибольшей степени, на наш взгляд, отражают вклад в ущерб именно времени реагирования ППС. В их числе следующие [61]:

- прямой материальный ущерб от одного пожара (u);
- количество людей, погибших в 100 пожарах (R_2);
- количество людей, травмированных в 100 пожарах (Q_2).

Поскольку в данном подразделе рассматриваются выборки статистических данных в хронологической последовательности (по годам), то для корректности анализа показатель прямого материального ущерба в статистических сборниках, представленный в текущих ценах, преобразуем к сопоставимым по годам ценам с помощью *дефлятора*.

В табл. 1.10 приведены данные анализируемой выборки. Статистические данные среднего прямого материального ущерба в сопоставимых по годам ценах - с учетом инфляции (т.е. с применением дефлятора) в ценах на 1.01.2018 года приведены в табл. 1.11. Проценты инфляции по годам были использованы из официальной статистики Центрального банка РФ. На рис. 1.22 отражены значения среднего материального ущерба от одного пожара в текущих ценах (u) и с учетом дефлятора к 2018 году ($u_{\text{д}}$).

Таблица 1.10 - Выборка пожарной статистики для времени реагирования (среднего времени прибытия 1-го пожарного подразделения к месту пожара) и показателей ущерба

Год	Время прибыт. 1-го			Прямой мат. ущерб			Кол. погибш. на 100			Кол. травмир. на 100		
	Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село
2003	11,82	8,44	19,37	17,5	16,1	20,3	8,1	6,8	10,7	5,9	6,2	5,2
2004	12,02	8,55	19,64	25,3	25,2	25,5	8,1	6,8	10,7	5,9	6,3	5,2
2005	12,18	8,56	19,67	29,1	28,9	29,5	8,0	6,8	10,3	5,8	6,2	5,1
2006	12,42	8,59	20,02	38,4	39,8	35,8	7,8	6,8	9,8	6,1	6,8	5,0
2007	12,06	8,38	19,24	40,9	37,4	47,4	7,6	6,2	10,0	6,4	6,9	5,5
2008	11,71	8,16	18,41	60,5	63,2	55,7	7,6	6,5	9,5	6,4	6,8	5,6
2009	10,12	7,12	15,01	59,7	62,3	55,5	7,4	6,3	9,3	7,1	7,8	5,8
2010	9,57	6,86	13,81	81,1	65,0	106,7	7,3	6,2	9,0	7,3	8,2	6,0
2011	9,08	6,66	12,87	108,0	123,6	82,8	7,1	5,9	9,1	7,4	8,2	6,1
2012	8,76	6,5	12,18	96,3	109,4	75,8	7,2	5,9	9,2	7,5	8,4	6,1
2013	8,4	6,29	11,59	97,0	97,7	95,9	6,9	5,6	8,9	7,3	8,1	5,9
2014	8,36	6,24	11,4	121,0	139,1	94,4	6,7	5,5	8,5	7,3	8,3	5,8
2015	8,21	6,08	11,24	154,0	162,6	141,1	6,4	5,2	8,2	7,5	8,2	6,5
2016	8,13	6,09	10,99	96,2	85,1	112,4	6,3	5,2	7,8	7,1	8,1	5,6
2017	8,17	6,08	11,08	106,7	121,2	86,1	5,9	4,8	7,4	7,0	8,1	5,6

Таблица 1.11 - Средний прямой материальный ущерб в сопоставимых ценах (с учетом дефлятора к 2018 году).

Год	№ набл., j	Инфляция, %	Инфляция, Ед.	Дефлятор, Ед.	Прямой материальный ущерб		
					Все	Город	Село
2003	1	11,990	1,120	0,270	64,8	59,6	75,3
2004	2	11,740	1,117	0,302	83,7	83,4	84,4
2005	3	10,910	1,109	0,337	86,2	85,6	87,5
2006	4	9,000	1,090	0,374	102,7	106,5	95,7
2007	5	11,870	1,119	0,408	100,3	91,6	116,3
2008	6	13,280	1,133	0,456	132,7	138,6	122,0
2009	7	8,800	1,088	0,517	115,5	120,5	107,3
2010	8	8,780	1,088	0,562	144,3	115,6	189,9
2011	9	6,100	1,061	0,612	176,6	202,1	135,5
2012	10	6,580	1,066	0,649	148,5	168,6	116,8
2013	11	6,450	1,065	0,692	140,2	141,2	138,7
2014	12	11,360	1,114	0,736	164,4	189,0	128,3
2015	13	12,910	1,129	0,820	187,8	198,3	172,1
2016	14	5,380	1,054	0,926	103,9	92,0	121,5
2017	15	2,520	1,025	0,975	109,4	124,3	88,3

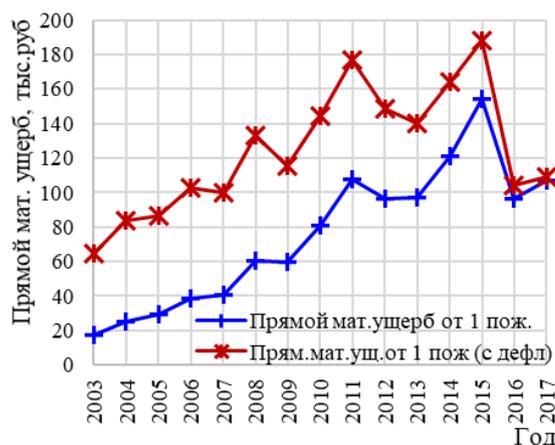


Рисунок 1.22 - Средний прямой материальный ущерб от одного пожара (по всем пожарам)

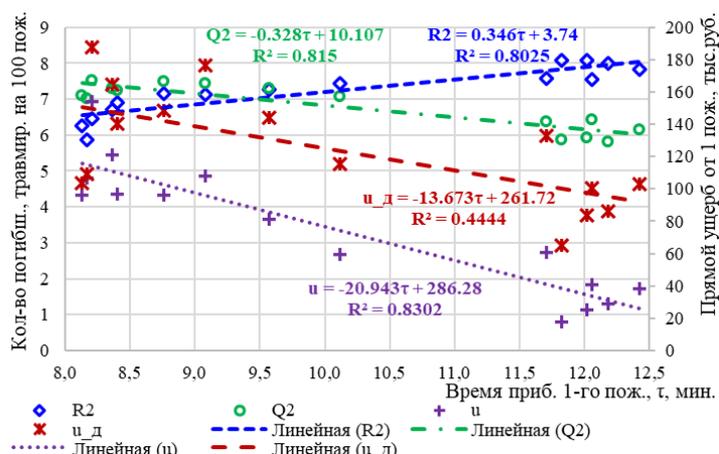


Рисунок 1.23 - Зависимости показателей ущерба от времени прибытия первого пожарного подразделения и их линейные тренды

Для выявления зависимостей выходных показателей (отклика) u , R_2 , Q_2 от входных (факторов), в качестве которых выступают показатели времени реагирования пожарных подразделений ($\tau_{\text{сообщ}}$, $\tau_{\text{приб}}$, $\tau_{1 \text{ ств}}$, $\tau_{\text{лок}}$, $\tau_{\text{лик.откр}}$, $\tau_{\text{лик.посл}}$), проведен подробный анализ свойств таких зависимостей на примере фактора времени прибытия на пожар первого пожарного подразделения ($\tau_{\text{приб}}$). Для построения искомым зависимостей использован стандартный инструментальный регрессионного анализа [163, 334]. С этой целью по данным табл. 1.10 и 1.11 (для всех пожаров) построены соответствующие зависимости и их графики (см. рис. 1.23), в которых по горизонтальной оси отложены значения фактора $\tau_{\text{приб}}$, а по вертикальной оси (основной и вспомогательной) – значения u , u_d , R_2 , Q_2 . Там же приведены и линии тренда (в них $\tau_{\text{приб}} \triangleq \tau$) по каждому из показателей отклика.

По рис. 1.23 и характеристикам трендов можно заключить следующее:

1. Использование в анализе данных прямого материального ущерба в текущих ценах позволяет построить более адекватную линейную модель ($R^2 = 0,83$), чем в случае

сопоставимых цен ($R^2 = 0,44$). Однако это может быть обусловлено (см. рис. 1.22) тем, что применение дефлятора делает зависимость от времени (по годам) более нелинейной, что дает основание при дальнейшем анализе рассмотреть варианты аппроксимации зависимости $u_d(\tau_{\text{приб}})$ полиномиальной регрессионной моделью. В дальнейшем анализе будем использовать показатель прямого материального ущерба в сопоставимых ценах (u_d), что придаст большую обоснованность результатам и выводам исследования.

2. Построенные линейные уравнения регрессии $u_d(\tau_{\text{приб}})$, $R_2(\tau_{\text{приб}})$ и $Q_2(\tau_{\text{приб}})$ имеют некоторые «странности», не поддающиеся логическому объяснению и противоречащие здравому смыслу. Так, первая и третья из этих функций убывают по мере увеличения $\tau_{\text{приб}}$, т.е. получается, чем дольше едет пожарное подразделение на пожар, тем в среднем меньше прямой материальный ущерб и тем меньше число людей, травмированных на пожаре. При этом количество людей, погибших на пожаре растет по мере роста времени прибытия первого пожарного подразделения. Этот тренд не противоречит здравому смыслу.

Парадокс убывания функций $u_d(\tau_{\text{приб}})$, и $Q_2(\tau_{\text{приб}})$ частично можно объяснить, на наш взгляд, *нестационарностью временного ряда* наблюдений, взятых из сборников официальной пожарной статистики и приведенных в табл. 1.10. Но остается открытым вопрос о том, почему $R_2(\tau_{\text{приб}})$ ведет себя иначе по сравнению с $u_d(\tau_{\text{приб}})$, и $Q_2(\tau_{\text{приб}})$.

Нестационарность может проявляться в том, что с 2009 года вступил в силу новый Технический регламент о требованиях пожарной безопасности [376], в котором была введена новая совокупность показателей реагирования ППС и регламентирована величина времени прибытия $\tau_{\text{приб}}$ для города 10 минутами, а для сельской местности – 20 минутами.

Кластерный анализ нестационарности временных рядов наблюдений

Проверим гипотезу нестационарности, воспользовавшись инструментарием кластерного анализа [13]. Поскольку точки наблюдений, представленные на рис. 1.23, группируются идентично по каждому из показателей u_d , R_2 , Q_2 , то покажем здесь проявление нестационарности для группы точек, отражающих зависимость $u_d(\tau_{\text{приб}})$ по всем пожарам.

Существует достаточно много методов кластерного анализа [13]. Наиболее часто используются на практике метод иерархической кластеризации и метод K -средних. Ими и воспользуемся.

Задача кластерного анализа заключается в следующем. *Дано* множество объектов ($j = \overline{1, n}$), каждый из которых представлен точкой (вектором) в пространстве признаков - $\bar{x}^j = [x_1^j \ x_2^j \ \dots \ x_m^j]^T$, где x_i^j – значение i – го признака для j – го объекта; T – символ транспонирования. *Найти* множество Y примерно однородных групп $y_k \in Y$, по которым распределены объекты \bar{x}^j . В результате кластеризации каждый объект исходного множества получит свой индекс привязки к соответствующему кластеру - \bar{x}_k^j . Т.е. алгоритм кластеризации каждому номеру объекта ставит в соответствие номер кластера: $j \rightarrow k$.

Задача кластеризации относится к классу задач обучения без учителя, в отличие от задачи классификации. Кластерный анализ не дает однозначного решения, т.е. вариантов разбиения исходного множества объектов на подмножества может быть несколько в зависимости от используемого алгоритма и принятой в нем меры близости объектов.

Методы кластерного анализа достаточно неприхотливы и не требуют априорных предположений о выборке. Кроме того, они позволяют анализировать статистические данные различного типа, представленные в абсолютных, относительных, интервальных, бинарных и др. шкалах.

В методах кластерного анализа в качестве основного показателя (меры близости объектов) при разбиении на кластеры часто используется евклидово расстояние:

$$\Delta_{j,h} = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i^j - x_i^h)^2}, \quad j, h = \overline{1, n}. \quad (1.38)$$

Иерархические (агломеративные) методы реализуют алгоритмы последовательного объединения исходных объектов с постепенным уменьшением количества подмножеств (кластеров). В начале работы таких алгоритмов каждая точка считается отдельным кластером. На каждом шаге наиболее близкие по показателю расстояния (например, (1.38)) объединяются в кластер (агломераты). От шага к шагу так продолжается до тех пор, пока все объекты не сведутся в один кластер. В методах иерархической кластеризации используются и другие меры близости точек исходного множества (например, взвешенное или невзвешенное попарное среднее, расстояние до ближнего соседа, и др.). Основной недостаток иерархических методов обусловлен «проклятием размерности» - существенным ростом трудоемкости вычислений для больших объемов выборки.

При использовании неиерархических методов число искомым кластеров должно быть априори известно. Суть этих методов заключается в перераспределении на каждом шаге точек исходной выборки между кластерами таким образом, чтобы целевая функция, описывающая качество разбиения, принимала все более оптимальное (обычно минимальное) значение. Алгоритм завершает свою работу, если более нет возможности существенно улучшить значение целевого показателя разбиения. Среди неиерархических методов кластеризации наиболее распространен метод K -средних, в котором используется критерий минимизации суммарного евклидова расстояния до центров всех кластеров:

$$V(S_k) = \sum_{k=1}^K \sum_{\bar{x}^j \in S_k} \sum_{i=1}^m (x_i^j - \mu_i^k)^2, \quad (1.39)$$

где $\bar{\mu}^k = [\mu_1^k \ \mu_2^k \ \dots \ \mu_m^k]^T$ – точка – центр k -го кластера на текущем шаге кластеризации; S_k – множество, состоящее из векторов \bar{x}^j , принадлежащих k -му кластеру на текущем шаге оптимальной кластеризации.

Обычно для обеспечения корректности вычислений и для уменьшения вычислительной трудоемкости перед использованием алгоритма кластеризации проводят нормализацию исходной выборки путем центрирования и масштабирования множества исходных точек \bar{x}^j . Множество нормированных точек \bar{z}^j будет иметь следующие координаты:

$$z_i^j = \frac{x_i^j - \tilde{x}_i}{\sigma_{x_i}}, \quad (1.40)$$

где σ_{x_i} – среднеквадратическое отклонение для i -ой координаты исходного множества точек выборки; \tilde{x}_i – выборочное среднее для i -ой координаты исходного множества точек выборки.

После проведения анализа нормированных данных полученные результаты желательно иметь в исходных шкалах, для чего можно воспользоваться обратной перекодировкой по формуле:

$$x_i^j = \tilde{x}_i + \sigma_{x_i} z_i^j. \quad (1.41)$$

Метод K -средних обычно реализуется в виде следующих шагов [13]:

Шаг. 1. Каждая точка исходной выборки приписывается одному из K кластеров (т.е. формируются начальные подмножества S_k);

Шаг. 2. Вычисляется центр каждого кластера (векторы $\bar{\mu}^k$) как среднее арифметическое всех точек, входящих в этот кластер (по каждой из координат);

Шаг. 3. Вычисляется значение целевого показателя $V(S_k)$ по формуле (1.39).

Шаг. 4. Для каждой точки выборки вычисляется расстояние до центра каждого кластера. Точки приписываются к тем кластерам, расстояние до которых минимально. При этом может измениться состав подмножеств S_k , а значит и расположение центров кластеров $\bar{\mu}^k$;

Шаг. 5. Для текущих S_k и $\bar{\mu}^k$ вычисляется значение целевого показателя $V(S_k)$ и если оно меньше предыдущего более чем некоторый заданный порог точности, то процесс кластеризации прекращается, иначе - перейти к шагу 4.

В методе K -средних, в отличие от иерархического метода, необходимо априори задать количество кластеров, что можно сделать предварительным проведением иерархического анализа, в ходе которого и определить желательное количество кластеров.

В данном подразделе объектами кластеризации являются точки $\bar{x}^j = [\tau_{\text{приб}} \quad u_d]^T$. Значения их координат приведены соответственно в табл. 1.10 (колонка «Все» в группе «Время прибыт. 1-го») и в табл. 1.11 (колонка «Все» в группе «Прямой материальный ущерб»). Индексы номера точки выборки ($j = \overline{1, 15}$) соответствуют порядковому номеру строки наблюдений (см. табл. 1.11).

Для проведения кластерного анализа выполним нормирование координат точек \bar{x}^j по формуле (1.40) и для анализа нормированной выборки \bar{z}^j воспользуемся средствами программного комплекса Statistica [44, 45].

Дерево иерархической кластеризации представлено на рис. 1.24. Из диаграммы видны явно выраженные два кластера, в один из которых входят точки, имеющие индексы наблюдений $j = \overline{1, 7}$, для второго кластера - $j = \overline{8, 15}$.

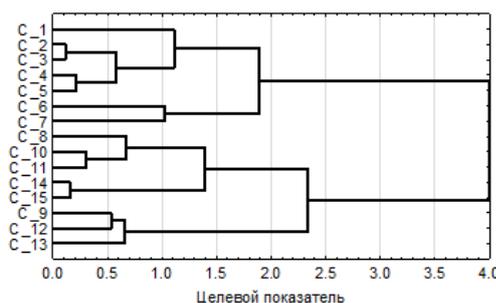


Рисунок 1.24 - Дерево иерархической кластеризации точек $\bar{z}^j \triangleq C_j(\tau_{\text{приб}}, u_d)$

С учетом выявления двух основных кластеров воспользуемся методом K -средних и выполним более «тонкий» кластерный анализ для той же выборки наблюдений. Он позволил построить оценки координат центров этих кластеров, соответственно: $\bar{\mu}^1 = [11,76 \quad 97,99]^T$ и $\bar{\mu}^2 = [8,59 \quad 146,90]^T$. Оба выявленных кластера и их центры (в исходных шкалах) приведены на рис. 1.25.

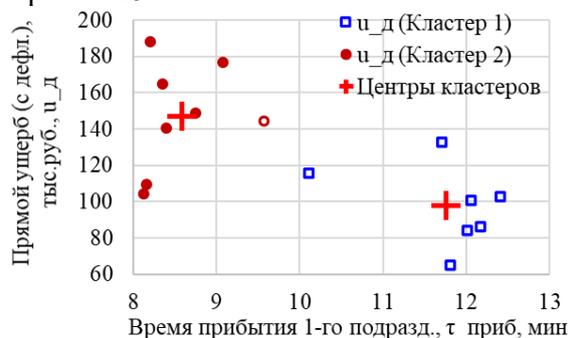


Рисунок 1.25 - Кластеры выборки $\bar{x}^j(\tau_{\text{приб}} \quad u_d)$

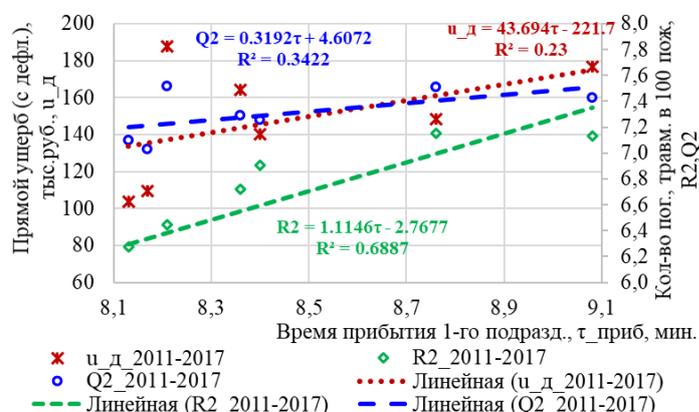


Рисунок 1.26 - Данные наблюдений $u_d(\tau_{\text{приб}})$, $R_2(\tau_{\text{приб}})$ и $Q_2(\tau_{\text{приб}})$ по всем пожарам за период 2011-2017 гг.

Полученные результаты имеют высокий уровень значимости (по критерию Фишера не превышает $\alpha = 0,05$).

На диаграмме видно, что вычисленные центры кластеров визуально не противоречат интуитивному представлению о разбиении множества всех точек наблюдения на две группы. При этом можно заметить, что существуют в каждом из двух кластеров по одной точке, находящиеся как бы посередине между ними. Эти точки соответствуют 2009 г. и 2010 г. Для анализа закономерностей на основании каждого из этих кластеров представляется целесообразным исключить их из дальнейшего анализа, т.к. их промежуточное положение можно объяснить переходным периодом, когда новый «Технический регламент о требованиях пожарной безопасности» от 2008 года [376] вступил в силу, но фактически в показателях реагирования

переход на него не был мгновенным, а процесс организационной перестройки и переобучения личного состава продолжался (как видно из статистики наблюдений) порядка двух лет. Точка, исключаемая из 2-го кластера (2010 г.) на рис. 1.25 показана без заливки.

Выявление регрессионных зависимостей показателей ущерба от времени прибытия первого пожарного подразделения

На основании проведенного кластерного анализа можно заключить, что для получения корректных зависимостей показателей ущерба от времени прибытия первого пожарного подразделения на пожар ($\tau_{\text{приб}}$) целесообразно рассматривать те подвыборки данных, из которых исключен фактор нестационарности, обусловленный переходом ППС на новый «Технический регламент о требованиях пожарной безопасности» [376]. Это обстоятельство приводит к необходимости рассмотрения лишь тех официальных статистических данных, которые относятся к периоду 2011-2017 гг.

На рис. 1.26 приведены выборки данных для $u_d(\tau_{\text{приб}})$, $R_2(\tau_{\text{приб}})$ и $Q_2(\tau_{\text{приб}})$ по всем пожарам за период 2011-2017 гг. Там же показаны линии тренда (парная линейная регрессия) для каждого из рассматриваемых показателей ущерба.

Как видно из диаграммы исключение фактора нестационарности за счет отбрасывания данных, полученных ранее 2011 г., привело к получению зависимостей, не противоречащих здравому смыслу – увеличение времени прибытия первого пожарного подразделения приводит к росту всех трех показателей ущерба от пожара.

Проанализируем вопросы значимости полученных уравнений регрессии:

$$u_d = -221,7 + 43,694\tau_{\text{приб}}, \quad (1.42)$$

$$R_2 = -2,7677 + 1,1146\tau_{\text{приб}}, \quad (1.43)$$

$$Q_2 = 4,6072 + 0,3192\tau_{\text{приб}}. \quad (1.44)$$

Регрессионный анализ показал, что коэффициенты детерминации построенных уравнений не высоки. Это можно объяснить такими причинами как малый объем выборки, наличие факторов, не вошедших в модели, но значимо влияющих на отклик (показатели ущерба от пожаров).

Приведенные уравнения парной регрессии значимы с уровнями значимости соответственно $\alpha_{u_d} = 0,28$; $\alpha_{R_2} = 0,02$; $\alpha_{Q_2} = 0,17$, что позволяет использовать их в целях прогнозирования. Однако, коэффициенты этих уравнений не все значимы с уровнем значимости $\alpha = 0,05$, что не позволяет использовать их в целях анализа чувствительности отклика к изменениям того или иного фактора, что, однако, для парной регрессии и не является существенным.

Построенные модели могут служить основой для расчета эффекта от уменьшения времени прибытия первого пожарного подразделения $\tau_{\text{приб}}$. Поскольку все три уравнения регрессии линейны, то коэффициенты при переменной $\tau_{\text{приб}}$ и определяют тот эффект в единицах измерения показателей, который может быть достигнут при уменьшении (или увеличении) фактора $\tau_{\text{приб}}$ на одну минуту. Таким образом, при уменьшении времени прибытия первого пожарного подразделения $\tau_{\text{приб}}$ на одну минуту (для всех пожаров):

- средний прямой материальный ущерб от одного пожара сократится на 43,7 тыс. руб.;
- среднее количество погибших людей на 100 пожаров сократится на 1,1 человек;
- среднее количество травмированных людей на 100 пожаров сократится на 0,3 человек.

1.3.4.2. Модели по пожарам в городах за период 2011-2017 гг.

На основании анализа, проведенного по всем пожарам, в целях исключения фактора нестационарности для пожаров в городах будем рассматривать данные лишь за 2011-2017 гг.

На основании табл. 1.10 и табл. 1.11 были построены графики (рис. 1.27) показателей $u_d(\tau_{\text{приб}})$, $R_2(\tau_{\text{приб}})$ и $Q_2(\tau_{\text{приб}})$ по пожарам для города за период 2011-2017 гг.

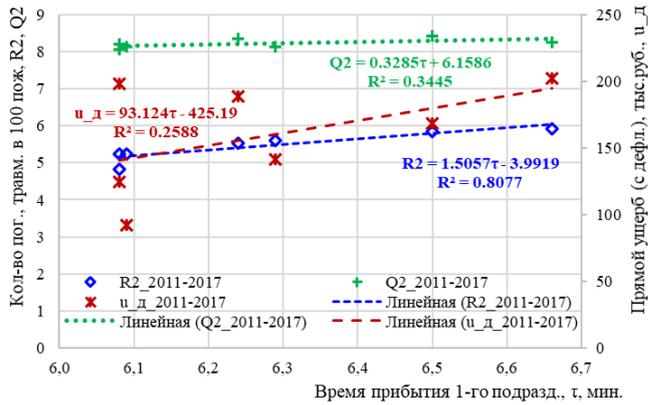


Рисунок 1.27 - Показатели ущерба для городов за период 2011-2017 гг.

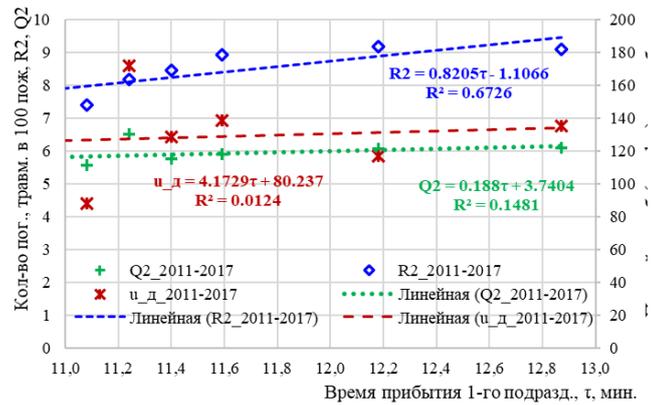


Рисунок 1.28 - Показатели ущерба для сельской местности за период 2011-2017 гг.

Уравнения регрессии, отражающие зависимости показателей от времени прибытия первого пожарного подразделения в городах имеют вид:

$$u_d = -425,19 + 93,124\tau_{\text{приб}}, \quad (1.45)$$

$$R_2 = -3,9919 + 1,5057\tau_{\text{приб}}, \quad (1.46)$$

$$Q_2 = 6,1586 + 0,3285\tau_{\text{приб}}. \quad (1.47)$$

Приведенные уравнения парной регрессии значимы с уровнями значимости соответственно $\alpha_{u_d} = 0,24$; $\alpha_{R_2} = 0,06$; $\alpha_{Q_2} = 0,17$, что позволяет использовать их в целях прогнозирования.

Таким образом, при уменьшении времени прибытия первого пожарного подразделения $\tau_{\text{приб}}$ на одну минуту (для пожаров в городах):

- средний прямой материальный ущерб от одного пожара в городах сократится на 93,1 тыс. руб.;
- среднее количество погибших людей на 100 пожаров в городах сократится на 1,5 человек;
- среднее количество травмированных людей на 100 пожаров в городах сократится на 0,3 человек.

1.3.4.3. Модели по пожарам в сельской местности за период 2011-2017 гг.

Как и для пожаров в городах, для сельской местности рассмотрим лишь данные за период 2011-2017 гг.

На основании табл. 1.10 и табл. 1.11 были построены графики (рис. 1.28) показателей $u_d(\tau_{\text{приб}})$, $R_2(\tau_{\text{приб}})$ и $Q_2(\tau_{\text{приб}})$ по пожарам для сельской местности за период 2011-2017 гг.

Уравнения регрессии, отражающие зависимости показателей от времени прибытия первого пожарного подразделения в сельской местности имеют вид:

$$u_d = 80,237 + 4,1729\tau_{\text{приб}}, \quad (1.48)$$

$$R_2 = -1,1066 + 0,8205\tau_{\text{приб}}, \quad (1.49)$$

$$Q_2 = 3,7404 + 0,188\tau_{\text{приб}}. \quad (1.50)$$

Приведенные уравнения парной регрессии значимы с уровнями значимости соответственно $\alpha_{u_d} = 0,81$; $\alpha_{R_2} = 0,02$; $\alpha_{Q_2} = 0,39$, что позволяет использовать их в целях прогнозирования. Однако следует заметить, что для u_d уравнение имеет крайне низкий уровень значимости α_{u_d} и весьма малый коэффициент детерминации R^2 , что говорит о крайне слабой корреляционной зависимости прямого материального ущерба (в сопоставимых ценах) и времени прибытия первого пожарного подразделения. Это может означать, что рассеяние измеряемого показателя u_d определяется множеством других (не учитываемых) факторов, влияние на него величины $\tau_{\text{приб}}$ весьма не существенно.

Таким образом, при уменьшении времени прибытия первого пожарного подразделения $\tau_{\text{приб}}$ на одну минуту (для сельской местности):

- средний прямой материальный ущерб от одного пожара сократится на 4,2 тыс. руб. для сельской местности;
- среднее количество погибших людей на 100 пожаров сократится на 0,8 человек для сельской местности;
- среднее количество травмированных людей на 100 пожаров сократится на 0,2 человек для сельской местности.

1.3.4.4. Сводные результаты регрессионного анализа зависимости показателей ущерба от временных характеристик реагирования

Парная регрессия

Статистический анализ, выполненный для всех временных характеристик реагирования по технологии, приведенной в предыдущих подразделах, позволил получить набор парных регрессионных моделей, отражающих их взаимосвязи с показателями ущерба. Результаты представлены в табл. 1.12, где уравнения регрессии в общей форме имеют следующий вид:

$$L^{\text{гр.дан}}(\tau_i) = c_0^{\text{гр.дан.}} + c_1^{\text{гр.дан.}} \tau_i^{\text{гр.дан.}}, \quad (1.51)$$

где: верхний индекс отражает принадлежность к группе данных (все, город, село); τ_i - i -й показатель, отражающий время реагирования подразделений ($\tau_{\text{сообщ}}$, $\tau_{\text{приб}}$, $\tau_{1 \text{ ств}}$, $\tau_{\text{лок}}$, $\tau_{\text{лик.откр}}$, $\tau_{\text{лик.посл}}$); c_j - j -й коэффициент уравнения парной регрессии, $j \in \{0; 1\}$.

Таблица 1.12 - Сводная таблица коэффициентов и характеристик уравнений парной регрессии показателей ущерба и временных показателей реагирования

№ п/п	Группа данных	Функция взаимосвязи	Коэффициенты уравнений парной регрессии		Коэффициент детерминации, R^2	Значимость уравнения по F -критерию
			c_0	c_1		
1	Все	$u_d(\tau_{\text{сообщ}})$	77,334	29,847	0,268	0,233831
2		$u_d(\tau_{\text{приб}})$	-221,702	43,694	0,230	0,276141
3		$u_d(\tau_{1 \text{ ств}})$	-73,548	185,777	0,197	0,318935
4		$u_d(\tau_{\text{лок}})$	55,852	11,319	0,304	0,199176
5		$u_d(\tau_{\text{лик.откр}})$	23,598	12,178	0,351	0,160898
6		$u_d(\tau_{\text{лик.посл}})$	397,856	-7,907	0,265	0,236851
7		$R_2(\tau_{\text{сообщ}})$	4,811	0,782	0,848	0,003245
8		$R_2(\tau_{\text{приб}})$	-2,767	1,115	0,689	0,020865
9		$R_2(\tau_{1 \text{ ств}})$	0,318	5,322	0,743	0,012629
10		$R_2(\tau_{\text{лок}})$	4,352	0,284	0,881	0,001749
11		$R_2(\tau_{\text{лик.откр}})$	3,772	0,283	0,872	0,002096
12		$R_2(\tau_{\text{лик.посл}})$	13,315	-0,210	0,865	0,002390
13		$Q_2(\tau_{\text{сообщ}})$	6,797	0,216	0,392	0,132437
14		$Q_2(\tau_{\text{приб}})$	4,607	0,319	0,342	0,167690
15		$Q_2(\tau_{1 \text{ ств}})$	5,714	1,337	0,284	0,283853
16		$Q_2(\tau_{\text{лок}})$	6,651	0,081	0,431	0,109213
17		$Q_2(\tau_{\text{лик.откр}})$	6,450	0,084	0,465	0,091367
18		$Q_2(\tau_{\text{лик.посл}})$	9,319	-0,064	0,479	0,085083
19	Город	$u_d(\tau_{\text{сообщ}})$	41,668	61,297	0,349	0,162698
20		$u_d(\tau_{\text{приб}})$	-425,192	93,124	0,259	0,243673
21		$u_d(\tau_{1 \text{ ств}})$	-140,223	248,468	0,267	0,235279

№ п/п	Группа данных	Функция взаимосвязи	Коэффициенты уравнений парной регрессии		Коэффициент детерминации, R^2	Значимость уравнения по F -критерию	
			c_0	c_1			
22		$u_d(\tau_{лок})$	36,614	17,133	0,350	0,161731	
23		$u_d(\tau_{лик.откр})$	-1,860	21,217	0,398	0,128863	
24		$u_d(\tau_{лик.посл})$	454,620	-13,516	0,220	0,288296	
25		$R_2(\tau_{сообщ})$	3,734	0,899	0,895	0,001258	
26		$R_2(\tau_{приб})$	-3,992	1,506	0,808	0,005937	
27		$R_2(\tau_{1 ств})$	0,760	3,898	0,784	0,008039	
28		$R_2(\tau_{лок})$	3,664	0,251	0,894	0,001290	
29		$R_2(\tau_{лик.откр})$	3,225	0,294	0,913	0,000793	
30		$R_2(\tau_{лик.посл})$	10,284	-0,221	0,701	0,018687	
31		$Q_2(\tau_{сообщ})$	7,847	0,194	0,376	0,143460	
32		$Q_2(\tau_{приб})$	6,159	0,329	0,345	0,165927	
33		$Q_2(\tau_{1 ств})$	7,328	0,740	0,253	0,249481	
34		$Q_2(\tau_{лок})$	7,803	0,058	0,433	0,107905	
35		$Q_2(\tau_{лик.откр})$	7,675	0,072	0,487	0,081410	
36		$Q_2(\tau_{лик.посл})$	9,148	-0,042	0,232	0,273212	
37		Село	$u_d(\tau_{сообщ})$	111,441	5,971	0,037	0,678387
38			$u_d(\tau_{приб})$	80,237	4,173	0,012	0,811787
39			$u_d(\tau_{1 ств})$	101,621	24,938	0,002	0,926220
40			$u_d(\tau_{лок})$	103,692	2,882	0,043	0,654352
41			$u_d(\tau_{лик.откр})$	96,751	2,563	0,057	0,604784
42			$u_d(\tau_{лик.посл})$	669,213	-14,159	0,329	0,178491
43			$R_2(\tau_{сообщ})$	6,241	0,755	0,833	0,004103
44			$R_2(\tau_{приб})$	-1,107	0,820	0,673	0,023868
45			$R_2(\tau_{1 ств})$	-4,922	12,280	0,641	0,030413
46			$R_2(\tau_{лок})$	5,426	0,346	0,870	0,002164
47			$R_2(\tau_{лик.откр})$	5,130	0,264	0,854	0,002934
48			$R_2(\tau_{лик.посл})$	26,405	-0,471	0,508	0,072172
49			$Q_2(\tau_{сообщ})$	12,386	-0,169	0,275	0,226440
50			$Q_2(\tau_{приб})$	3,740	0,188	0,148	0,393958
51			$Q_2(\tau_{1 ств})$	3,811	1,945	0,067	0,573702
52			$Q_2(\tau_{лок})$	5,278	0,074	0,169	0,358878
53			$Q_2(\tau_{лик.откр})$	5,169	0,061	0,188	0,331293
54			$Q_2(\tau_{лик.посл})$	12,386	-0,169	0,275	0,226440

В данную таблицу включены и приведенные в предыдущих подразделах параметры регрессии для фактора $\tau_{приб}$, остальные результаты ранее не приводились и не обсуждались в данной работе.

Обсуждение результатов

Рассмотрим некоторые особенности и закономерности построенных уравнений парной регрессии.

1. В табл. 1.12 жирным шрифтом выделены те уравнения, в которых фактором является время ликвидации последствий пожара ($\tau_{лик.посл}$). Эта группа уравнений имеет все (!) коэффициенты наклона отрицательные, а практически у всех остальных уравнений эти коэффициенты положительны. Поскольку все факторы являются характеристиками времени

реагирования пожарных подразделений на возникший пожар, то подразумевается, что чем меньше их значение, тем меньший ожидаемый ущерб от пожара, т.е. с их ростом должен расти и ожидаемый ущерб. Однако для фактора $\tau_{лик.посл}$ для всех уравнений (т.е. по любому виду ущерба и для любой группы данных - все, город, село) *отрицательные коэффициенты свидетельствуют о том, что чем более длительное время ликвидируются последствия пожара, тем меньше ущерб (!)*. Видимо, такой эффект можно *объяснить* тем, что в период ликвидации последствий с огнем бороться уже не надо, а в ходе ликвидации последствий уже есть возможность сохранить имущество (уменьшив прямой материальный ущерб), отыскать людей под завалами и оказать им необходимую помощь (уменьшив число погибших и пострадавших).

2. Качество построенных регрессионных моделей зависит от многих обстоятельств, в числе которых объем выборки, достоверность данных, содержащихся в выборке и др. Одним из показателей качества модели, часто используемых в прикладной статистике, является коэффициент детерминации (R^2), который отражает долю данных, описываемых построенным уравнением регрессии. Обычно модель считается хорошего качества, если для нее $R^2 \in [0,7; 1]$. На рис. 1.29 представлены отсортированные по этому показателю модели, сплошной заливкой показаны те модели, которые имеют значение $R^2 \geq 0,7$. Особенностью этого множества уравнений является то, что все они отражают зависимости показателя R_2 (количество погибших) от самых различных временных показателей реагирования. *Объяснить* этот эффект, очевидно, можно за счет очень высокой степени достоверности (безошибочности) регистрируемых данных о числе погибших. В то время как другие, рассматриваемые в работе, показатели ущерба (прямой материальный ущерб и количество травмированных людей) регистрируются с большой погрешностью.

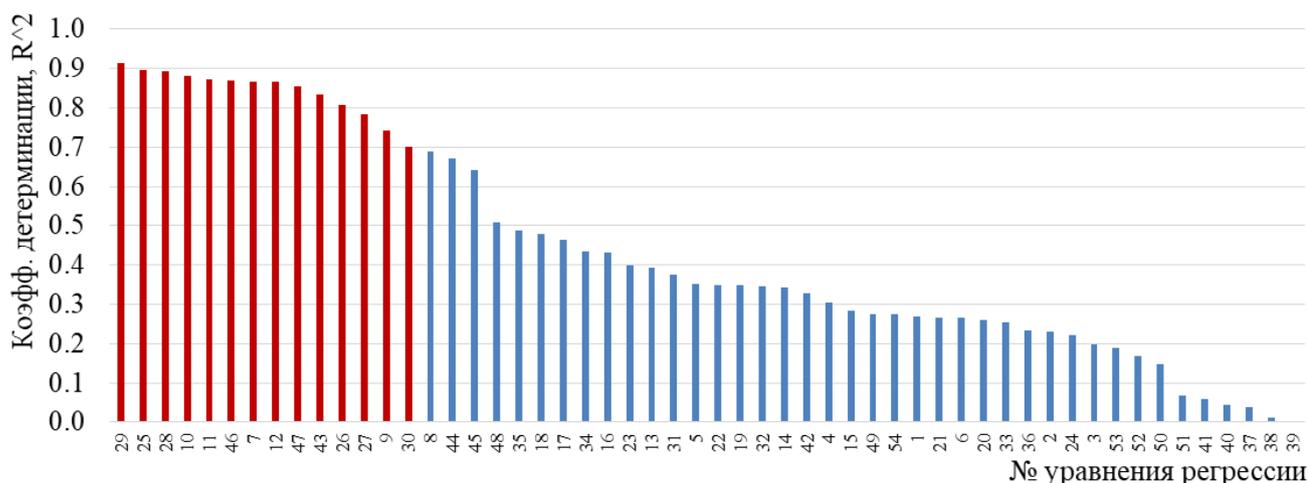


Рисунок 1.29 - Ранжировка регрессионных моделей по R^2

3. Второй показатель качества регрессионных моделей (значимость уравнения по F -критерию Фишера), приведенный в табл. 1.12, отражает надежность принятой модели, а его значение (α) - это вероятность отклонить правильную гипотезу (ошибка 1-го рода) о том, что построенная модель соответствует тем данным генеральной совокупности, по части из которых она построена. Обычно [246] на практике достаточным считается уровень $\alpha \leq 0,05$, т.е. вероятность ошибки не должна превышать 5%. На рис. 1.30 приведена ранжировка регрессионных моделей по показателю α .

Важной особенностью построенной ранжировки является то, что она почти полностью (по порядку следования моделей) совпадает с ранжировкой и по коэффициенту детерминации R^2 . Т.е. *в число моделей, которые наиболее адекватно отражают исходные статистические данные, входят почти все модели, связывающие показатель числа погибших с любым из показателей времени реагирования*. Таким образом, именно эта группа моделей может быть использована для оценивания эффективности предлагаемых в работе алгоритмов и мероприятий повышения эффективности работы ГПС.

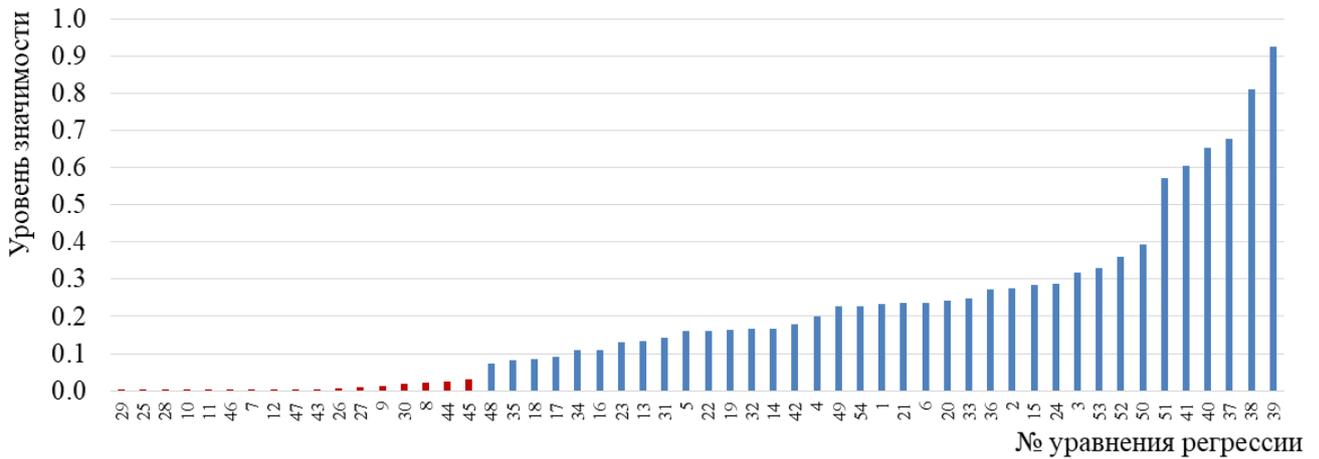


Рисунок 1.30 - Ранжировка регрессионных моделей по уровню значимости α

Множественная регрессия

По приведенной выше технологии построены и уравнения множественной регрессии, отражающие взаимосвязь показателей ущерба с группами независимых показателей реагирования, регламентированных в [303]. Так в первую группу вошли *исходные* (частные) показатели динамики тушения пожаров:

- интервал времени с момента обнаружения пожара до момента передачи сообщения о пожаре ($\tau_{\text{сообщ}}$);
- интервал времени с момента передачи сообщения о пожаре до момента прибытия на пожар первого подразделения ($\tau_{\text{приб}}$);
- интервал времени с момента прибытия на пожар первого подразделения до момента подачи первого ствола ($\tau_{1 \text{ ств}}$);
- интервал времени с момента подачи первого ствола до момента локализации пожара ($\tau_{\text{лок}}$);
- интервал времени с момента локализации пожара до момента ликвидации открытого горения ($\tau_{\text{лик.откр}}$);
- интервал времени с момента ликвидации открытого горения до момента ликвидации последствий пожара ($\tau_{\text{лик.посл}}$);

Во вторую группу вошли укрупненные (*агрегированные*) показатели динамики тушения пожаров:

- интервал времени с момента обнаружения пожара до момента подачи первого ствола ($\tau_{\text{св.гор}} = \tau_{\text{сообщ}} + \tau_{\text{приб}} + \tau_{1 \text{ ств}}$);
- интервал времени с момента подачи первого ствола до момента ликвидации открытого горения ($\tau_{\text{туш}} = \tau_{\text{лок}} + \tau_{\text{лик.откр}}$);

В третью группу вошли отдельные *интегральные* показатели динамики тушения пожаров:

- интервал времени с момента прибытия на пожар до момента ликвидации последствий пожара ($\tau_{\text{занят}} = \tau_{1 \text{ ств}} + \tau_{\text{лок}} + \tau_{\text{лик.откр}} + \tau_{\text{лик.посл}}$);
- интервал времени с момента передачи сообщения о пожаре до момента ликвидации последствий пожара ($\tau_{\text{обслуж}} = \tau_{\text{приб}} + \tau_{1 \text{ ств}} + \tau_{\text{лок}} + \tau_{\text{лик.откр}} + \tau_{\text{лик.посл}}$).

Восстановление недостающих данных для *исходных* показателей тушения пожара (бутстреп)

Выборка наблюдений (см. приложение 1, табл. П1.4-П1.5), построенная по официальным статистическим сборникам, имеет годовые отсчеты (2003-2017 гг). В 2014 г. был издан Приказ МЧС России № 727 «О совершенствовании деятельности по формированию электронных баз данных...» [303], в котором были введены дополнительные показатели, отражающие реагирование пожарных подразделений на пожары. Эти показатели (время подачи первого ствола $\tau_{1 \text{ ств}}$, время ликвидации последствий пожара $\tau_{\text{лик.посл}}$, время занятости на пожаре $\tau_{\text{занят}}$,

время обслуживания вызова $\tau_{\text{обслуж}}$) не регистрировались в более ранней отчетной документации, поэтому они отсутствовали в более ранней официальной пожарной статистике.

К тому же, как показал кластерный анализ (см. пп. 1.3.4.1), реализации рассматриваемых случайных процессов являются явно нестационарными с границей пересечения в период 2009-2010 гг. (обусловлено вводом в действие нового Технического регламента [376]), что вроде бы приводит к необходимости для построения актуальных регрессионных моделей использовать только данные 2011-2017 гг., а это сокращает и без того малый объем выборки - от 15 до 7. Для построения парных регрессионных зависимостей (см. предыдущие подразделы) объема в 7 наблюдений минимально достаточно для оценивания двух коэффициентов парной регрессии, но для множественной регрессионной модели для первой группы показателей (например, для зависимости $u_d(\tau_{\text{сообщ}}, \tau_{\text{приб}}, \tau_{1 \text{ ств}}, \tau_{\text{лок}}, \tau_{\text{лик.откр}}, \tau_{\text{лик.посл}})$) семи наблюдений уже недостаточно, т.к. применение стандартных процедур линейного регрессионного анализа приводит к плохой обусловленности задачи (требуется найти семь параметров модели по семи наблюдениям).

Для того, чтобы преодолеть неудобство, связанное с отсутствием данных за 2003-2008 гг. по показателям $\tau_{1 \text{ ств}}, \tau_{\text{лик.посл}}, \tau_{\text{занят}}, \tau_{\text{обслуж}}$ (для всех, города и села), можно было бы применить, используемый далее (в п. 1.3.5) для прогнозирования, метод Ч. Хольта [224, 456], но, на наш взгляд он даст менее точные оценки восстанавливаемых данных по причине того, что: а) по временному ряду длиной в 9 наблюдений (2009-2017) надо было бы делать прогноз (в обратном времени) на интервал от одного до шести шагов; б) временной ряд имеет два интервала нестационарности (как показал кластерный анализ, проведенный в пп. 1.3.4.1): 2003-2008 гг. и 2011-2017 гг.

С учетом приведенных доводов не в пользу метода Ч. Хольта, для восстановления недостающих данных по четырем упомянутым показателям воспользуемся технологией, часто используемой в прикладной статистике при обработке малых выборок - это бутстреп [293]. Приемы бутстрепа достаточно разнообразны, но все они сводятся к «размножению данных», например, путем многократного повторения имеющейся выборки в том же или в рандомизированном порядке и т.п. Эти методы не добавляют новой информации в выборку, а лишь увеличивают выборку на основе уже имеющихся данных, что формально позволяет применять к расширенной выборке стандартные приемы прикладной статистики. В данном подразделе воспользуемся тем же приемом, который уже был применен выше (см. п. 1.3.3.2), в соответствии с которым необходимо построить регрессионные зависимости, связывающие восстанавливаемые факторы - отклик (например, $\tau_{1 \text{ ств}}$) с остальными (известными в полном объеме) - независимыми переменными (например, $\tau_{\text{сообщ}}, \tau_{\text{приб}}, \tau_{\text{лок}}, \tau_{\text{лик.откр}}$). Для реализации этой процедуры необходимо:

1. по данным за 2009-2017 гг. построить регрессионные модели (по каждой из трех групп наблюдений - все, город, село) для восстанавливаемых показателей: $\tau_{1 \text{ ств}}(\tau_{\text{сообщ}}, \tau_{\text{приб}}, \tau_{\text{лок}}, \tau_{\text{лик.откр}})$ и $\tau_{\text{лик.посл}}(\tau_{\text{сообщ}}, \tau_{\text{приб}}, \tau_{\text{лок}}, \tau_{\text{лик.откр}})$;

2. подставляя в эти модели данные ($\tau_{\text{сообщ}}, \tau_{\text{приб}}, \tau_{\text{лок}}, \tau_{\text{лик.откр}}$) за 2003-2008 гг. вычислить прогнозные (в обратной хронологии) значения, которые и будут восстанавливаемыми данными коротких временных рядов $\tau_{1 \text{ ств}}$ и $\tau_{\text{лик.посл}}$.

А затем по выборке объемом в 15 наблюдений (2003-2017 гг.) возможно построить три уравнения множественной регрессии (по каждой из трех групп наблюдений - все, город, село), отражающие зависимости показателей u_d, R_2, Q_2 от факторов $\tau_{\text{сообщ}}, \tau_{\text{приб}}, \tau_{1 \text{ ств}}, \tau_{\text{лок}}, \tau_{\text{лик.откр}}, \tau_{\text{лик.посл}}$.

Используя опцию «Регрессия» надстройки «Анализ данных» *MS Excel*, получены коэффициенты шести уравнений и соответствующие им показатели значимости. Результаты анализа приведены в табл. 1.13.

В общем виде уравнения регрессии имеют вид:

$$\tau_{1 \text{ ств}}^{\text{гр.дан.}} = a_0^{\text{гр.дан.}} + a_1^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{сообщ}}^{\text{гр.дан.}} + a_2^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{приб}}^{\text{гр.дан.}} + a_4^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лок}}^{\text{гр.дан.}} + a_5^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.откр}}^{\text{гр.дан.}} \quad (1.52)$$

$$\tau_{\text{лик.посл}}^{\text{гр.дан.}} = a_0^{\text{гр.дан.}} + a_1^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{сообщ}}^{\text{гр.дан.}} + a_2^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{приб}}^{\text{гр.дан.}} + a_4^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лок}}^{\text{гр.дан.}} + a_5^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.откр}}^{\text{гр.дан.}} \quad (1.53)$$

где верхний индекс «гр. дан.» отражает группу данных - все, город, село.

Таблица 1.13 - Параметры уравнений регрессии, построенных для восстановления (бутстрепа) недостающих данных

Отклик	Группа данных	Номер уравнения	Коэффициенты уравнений регрессии					Коэфф. детерминации, R^2	Значимость уравнения по F -критерию
			a_0	a_1	a_2	a_4	a_5		
			Переменные уравнений регрессии						
-	$\tau_{\text{сообщ}}$	$\tau_{\text{приб}}$	$\tau_{\text{лок}}$	$\tau_{\text{лик.откр}}$					
$\tau_{1 \text{ ств}}$	Все	1	-0,163	0,127	0,143	-0,058	0,032	0,994	0,00011
	Город	2	-2,202	0,064	0,571	-0,053	0,011	0,988	0,00042
	Село	3	0,752	0,075	0,026	-0,015	-0,004	0,997	0,00003
$\tau_{\text{лик.посл}}$	Все	4	-59,797	-19,809	14,348	5,453	-2,690	0,953	0,00644
	Город	5	-66,269	-19,293	17,455	1,083	1,035	0,921	0,01784
	Село	6	-5,114	-8,850	4,486	2,925	-0,693	0,878	0,04094

Как видно из результатов регрессионного анализа (табл. 1.13), качество уравнений достаточно высокое, что позволяет использовать их для восстановления (прогнозирования) недостающих данных, приведенных в табл. П1.3 (приложение 1).

Построение уравнений множественной регрессии для показателей ущерба по дополненной выборке

Построенные таким образом модели множественной регрессии должны обладать высоким качеством не только потому, что будут построены по выборке большего объема, а еще и потому, что отражают зависимости между показателями (например, $u_d(\tau_{\text{сообщ}}, \tau_{\text{приб}}, \tau_{1 \text{ ств}}, \tau_{\text{лок}}, \tau_{\text{лик.откр}}, \tau_{\text{лик.посл}})$), не содержащими фактора лет (2003-2017 гг.), являющегося источником нестационарности, разделяющего годы на два кластера.

В общем виде уравнения регрессии имеют вид:

$$u_d^{\text{гр.дан.}} = b_0^{\text{гр.дан.}} + b_1^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{сообщ}}^{\text{гр.дан.}} + b_2^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{приб}}^{\text{гр.дан.}} + b_3^{\text{гр.дан.}} \tau_{1 \text{ ств}}^{\text{гр.дан.}} + b_4^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лок}}^{\text{гр.дан.}} + b_5^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.откр}}^{\text{гр.дан.}} + b_6^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.посл}}^{\text{гр.дан.}} \quad (1.54)$$

$$R_2^{\text{гр.дан.}} = b_0^{\text{гр.дан.}} + b_1^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{сообщ}}^{\text{гр.дан.}} + b_2^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{приб}}^{\text{гр.дан.}} + b_3^{\text{гр.дан.}} \tau_{1 \text{ ств}}^{\text{гр.дан.}} + b_4^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лок}}^{\text{гр.дан.}} + b_5^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.откр}}^{\text{гр.дан.}} + b_6^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.посл}}^{\text{гр.дан.}} \quad (1.55)$$

$$Q_2^{\text{гр.дан.}} = b_0^{\text{гр.дан.}} + b_1^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{сообщ}}^{\text{гр.дан.}} + b_2^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{приб}}^{\text{гр.дан.}} + b_3^{\text{гр.дан.}} \tau_{1 \text{ ств}}^{\text{гр.дан.}} + b_4^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лок}}^{\text{гр.дан.}} + b_5^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.откр}}^{\text{гр.дан.}} + b_6^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.посл}}^{\text{гр.дан.}} \quad (1.56)$$

С использованием опции «Регрессия» надстройки «Анализ данных» *MS Excel* получены коэффициенты девяти уравнений и соответствующие им показатели значимости. Результаты анализа приведены в табл. 1.14.

Таблица 1.14 - Параметры уравнений регрессии показателей ущерба, построенных по дополненной выборке показателей реагирования

Отклик	Группа данных	Коэффициенты уравнений регрессии							Коэфф. детерминации, R^2	Значимость уравнения по F -критерию
		b_0	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6		
		Переменные уравнений регрессии								
-	$\tau_{\text{сообщ}}$	$\tau_{\text{приб}}$	$\tau_{1 \text{ ств}}$	$\tau_{\text{лок}}$	$\tau_{\text{лик.откр}}$	$\tau_{\text{лик.посл}}$				
u_d	Все	107,5	66,5	87,0	-855,2	-24,3	32,1	1,1	0,766	0,029932
	Город	1690,4	719,3	-387,3	-740,7	-36,6	-24,0	39,1	0,705	0,066862
	Село	3535,4	461,7	29,9	-4481,7	-98,1	-5,0	18,3	0,706	0,065617
R_2	Все	-2,769	-3,008	1,773	1,260	1,199	-0,496	-0,147	0,967	0,000017
	Город	-4,776	-4,864	2,272	3,570	0,761	0,122	-0,245	0,978	0,000004
	Село	16,584	-0,241	0,794	-12,304	0,556	-0,196	-0,150	0,937	0,000210
Q_2	Все	-2,381	-2,607	2,810	-5,376	0,749	-0,296	-0,145	0,964	0,000023
	Город	2,409	-2,294	1,603	-0,879	0,415	0,007	-0,083	0,981	0,000002
	Село	11,635	-3,202	2,201	-10,523	1,251	-0,378	-0,439	0,836	0,008156

Как видно из таблицы, значимость всех уравнений достаточно высокая, а значит они могут быть использованы для прогнозирования показателей ущерба по значениям временных показателей реагирования в разных группах данных (по субъектам в целом - все, по городам и сельской местности).

Таким образом, построенная группа регрессионных моделей отражает взаимосвязь шести *исходных* (независимых) с рассматриваемыми в работе показателями ущерба. Вторая и третья группы временных показателей реагирования (*агрегированные* и *интегральные*) не являются независимыми, а складываются в той или иной комбинации из исходных, поэтому их взаимосвязь с показателями ущерба не представляет интереса для дальнейшего анализа в работе.

1.3.4.5. Анализ статистических данных о пожарах по регионам России

Анализ влияния времени прибытия на показатели ущерба по регионам

Официальные статистические сборники [297] содержат много данных о пожарах в самых разных разрезах, в частности – по регионам. Рассмотрим возможность выявления статистических закономерностей регрессионного типа, связывающих показатели ущерба от пожаров с временем прибытия первого пожарного подразделения ($u(\tau_{\text{приб}})$, $R_2(\tau_{\text{приб}})$ и $Q_2(\tau_{\text{приб}})$) по статистическим данным для регионов России. Выборка данных для городов за 2016 год по 85 регионам России в статистических сборниках имеется лишь для таких показателей как $\tau_{\text{приб}}$, u , R_2 (для показателя Q_2 данные отсутствуют). Данные сведены в табл. П1.2 приложения 1, где они пересчитаны для показателей: R_2 – среднее по каждому региону количество людей, погибших в 100 пожарах в городах; u – средний прямой материальный ущерб (в действующих ценах) от одного пожара в городах каждого из регионов.

По данным этой таблицы построены графики зависимостей (рис. 1.31 и рис. 1.32) показателей u , R_2 от времени прибытия первого пожарного подразделения $\tau_{\text{приб}}$.

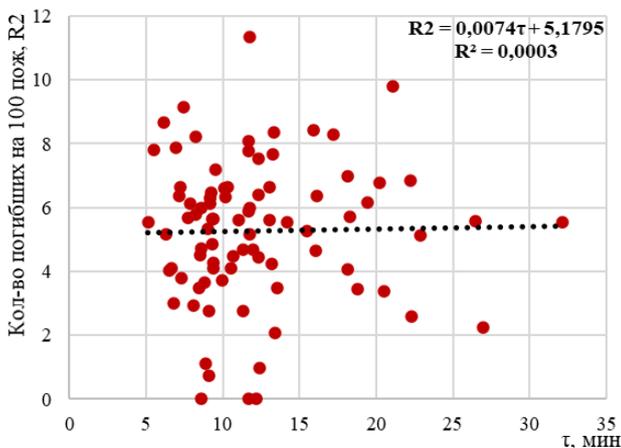


Рисунок 1.31 - Данные наблюдений $R_2(\tau_{\text{приб}})$ по пожарам для городов регионов России за 2016 г.

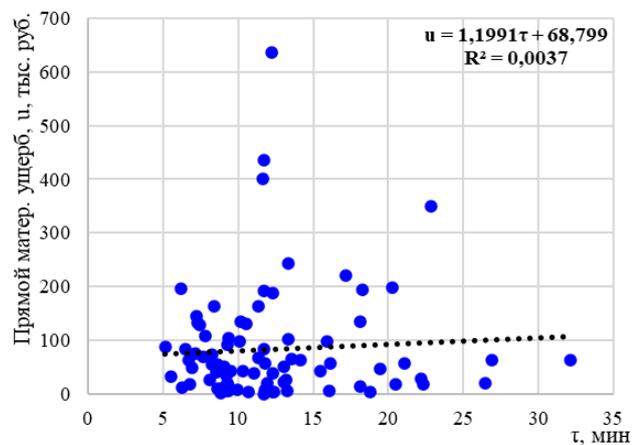


Рисунок 1.32 - Данные наблюдений $u(\tau_{\text{приб}})$ по пожарам для городов регионов России за 2016 г.

Линии регрессии также представлены на этих графиках, однако показатель качества регрессионной аппроксимации данных (коэффициент детерминации R^2) свидетельствует об отсутствии регрессионной (корреляционной) зависимости показателей u , R_2 от $\tau_{\text{приб}}$.

Отсутствие значимой зависимости показателей ущерба при пожарах от времени прибытия первого пожарного подразделения, очевидно, можно объяснить большими различиями локальных региональных условий, что приводит к большому разбросу показателей, обусловленному другими факторами, которые не отражаются в пожарной статистике и могут быть специфическими для каждого региона в отдельности.

Анализ влияния времени прибытия на показатели ущерба по Республике Чувашия

Для исключения факторов, специфических для регионов и не учитываемых в статистических сборниках, рассмотрим выборку по одному региону (Республика Чувашия) для 2011-2016 гг. Этот период выбран для учета нестационарности статистических данных, выявленной методами кластерного анализа в предыдущих разделах.

Данные из статистических сборников [297] приведены в табл. 1.15, где прямой материальный ущерб отражен сразу в сопоставимых ценах (с учетом дефлятора), как и было выполнено в предыдущих разделах по России в целом. Следует отметить, что по регионам, в отличие от данных по России в целом, в сборниках имеются не все данные. Тем не менее предпримем попытку выявить регрессионные зависимости показателей от времени прибытия первого пожарного подразделения.

Таблица 1.15 - Выборка пожарной статистики для среднего времени прибытия 1-го пожарного подразделения к месту пожара и показателей ущерба по республике Чувашия за 2011-2016 гг.

Год	Время прибыт. 1-го			Прямой мат. ущерб			Кол. погибш. на 100			Кол. травмир. на 100		
	Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село
2011	-	5,84	10,89	94,15	90,77	96,68	9,40	8,28	10,23	8,24	-	-
2012	-	5,72	9,52	193,49	293,28	117,65	8,91	8,42	9,28	10,73	-	-
2013	-	5,79	10,25	143,03	153,22	135,39	9,02	7,98	9,80	9,50	-	-
2014	-	5,6	8,5	168,13	132,90	193,58	9,28	8,53	9,82	10,24	-	-
2015	-	5,72	9,28	159,82	127,48	183,97	7,98	6,46	9,11	10,74	-	-
2016	-	5,92	9,55	143,54	138,30	147,68	9,88	9,13	10,48	10,41	-	-

Результаты регрессионного анализа, выполненного средствами надстройки «Анализ данных» MS Excel приведем на следующих графиках (рис. 1.33, рис. 1.34).

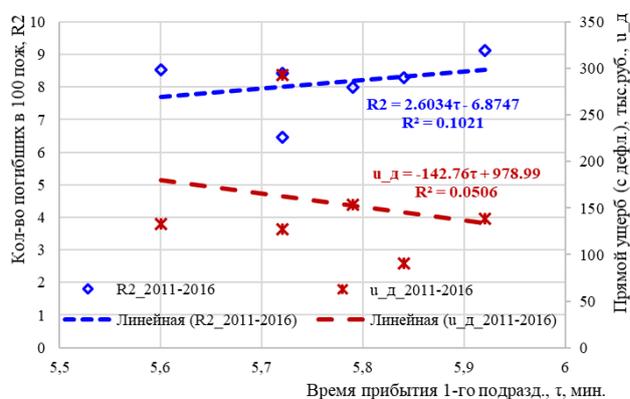


Рисунок 1.33 - Показатели ущерба $u_d(\tau_{приб})$ и $R_2(\tau_{приб})$ для городов Чувашии за 2011-2016 гг.

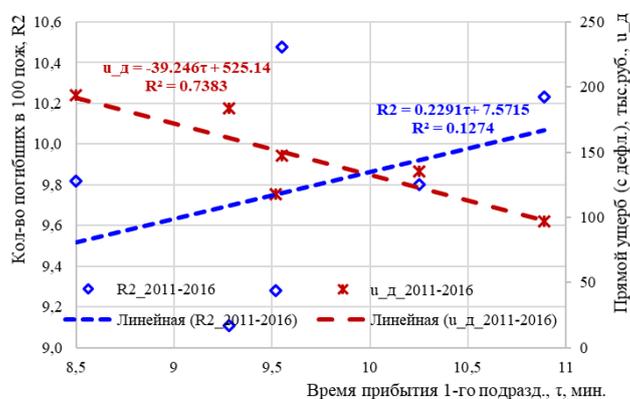


Рисунок 1.34 - Показатели ущерба $u_d(\tau_{приб})$ и $R_2(\tau_{приб})$ для сельской местности Чувашии за 2011-2016 гг.

По данным табл. 1.15 и рисунков видно, что в силу ограниченности данных регрессионные аппроксимации можно выполнить только для городов и сельской местности и лишь для показателей прямого материального ущерба $u_d(\tau_{приб})$ и количества погибших людей в 100 пожарах $R_2(\tau_{приб})$. Причем, как видно из графиков, линейная аппроксимация $u_d(\tau_{приб})$ такова, что с увеличением интервала прибытия величина ущерба на один пожар снижается, что противоречит здравому смыслу. При этом уравнение регрессии $u_d(\tau_{приб})$ для сельской местности имеет достаточно большое значение коэффициента детерминации ($R^2 = 0,74$). Все другие уравнения регрессии имеют крайне низкое значение R^2 , что свидетельствует о слабом влиянии времени прибытия на показатели ущерба от пожара.

Приведенные обстоятельства не позволяют лишь на основании данных статистических сборников утверждать, что показатели ущерба от пожаров значимо зависят от времени прибытия

первого пожарного подразделения. Возможно низкая адекватность регрессионных моделей может быть обусловлена недостаточным объемом статистических данных (для отдельного региона), либо наличием других факторов, не отраженных в статистических сборниках, но в той же степени, как и время прибытия, влияющих на показатели пожара.

1.3.5. Прогнозирование показателей реагирования и ущерба от пожаров

1.3.5.1. Методы экстраполяционного прогнозирования

Для выбора методов и параметров экстраполяционного прогнозирования параметров реагирования ППС проведем анализ на основании статистических данных [297].

Одна из часто используемых на практике технологий построения краткосрочных прогнозов основана на адаптивных методах [224], которые позволяют строить модели, оперативно реагирующие на изменение параметров наблюдаемых процессов. Такие модели позволяют учитывать информативность и «старение» данных наблюдений, что дает возможность их эффективного применения для прогнозирования нестационарных временных рядов.

Для этого класса моделей обычно используются рекуррентные выражения, позволяющие выполнять оценивание пошагово по мере поступления очередного набора данных (наблюдения), что существенно сокращает вычислительную нагрузку алгоритмов.

Адаптивные свойства таких алгоритмов заключаются в том, что вновь поступившее значение используется для корректировки текущей оценки параметров модели на основании рассогласования (ошибки) его с прогнозным значением, полученным с помощью модели. Такая коррекция играет роль отрицательной обратной связи, постоянно подстраивающей модель под текущие характеристики наблюдаемой последовательности.

Скорость (быстроту или инерционность) реакции модели на динамику процесса в подобных моделях задается с помощью параметров адаптации. Роль этих параметров заключается в учете и отслеживании текущей тенденции ряда, а также в отсеивании (фильтрации) случайных отклонений. Эти две функции параметров адаптации находятся в постоянном противоречии, т.е. максимальный учет одной приводит к ослаблению учета второй. Разумный компромисс всегда находится где-то между этими двумя крайностями и, как правило, достигается за счет введения дополнительных требований к качеству модели. Наиболее часто используемым требованием является обеспечение минимума среднего квадрата ошибки между наблюдениями и прогнозом по модели в тех же точках ряда.

Поскольку рассматриваемые в настоящем исследовании наборы данных пожарной статистики представляют собой временные ряды с шагом в один год, то сезонные тенденции (колебания) рассматривать не имеет смысла. Основными тенденциями, очевидно, будут полиномиальные тренды, чаще линейные на коротких интервалах прогнозирования, составляющих, как правило, один год. Эти обстоятельства позволяют использовать для краткосрочного прогнозирования модель Ч. Хольта [456], основанную на методе экспоненциального сглаживания Р. Брауна [446].

Применение методов экстраполяционного прогнозирования показателей реагирования (например, $\tau_{\text{приб}}$) эффективности тушения пожаров (таких как u, u_d, R_2, Q_2), позволит оценивать их прогнозные значения на предстоящий период и на этой основе выбрать наиболее действенные мероприятия для повышения качества реагирования.

Метод экспоненциального сглаживания

Этот метод позволяет не только сглаживать значения временного ряда, отфильтровывая случайную составляющую, но и строить краткосрочный прогноз (на один или несколько шагов). Основой метода является именно алгоритм сглаживания. Он носит дискретный (по шагам наблюдения) рекуррентный характер:

$$y_k = \lambda x_k + (1 - \lambda)y_{k-1}, \quad (1.57)$$

где $\lambda \in [0; 1]$ – параметр сглаживания; k – номер шага временного ряда; x_k – текущее наблюдаемое значение исходного временного ряда; y_k – текущее значение сглаженного

временного ряда; y_{k-1} – значение сглаженного временного ряда на предыдущем шаге.

Параметр λ характеризует тот вес, с которым в сглаженном ряду учитывается наблюдаемое значение. При $\lambda = 1$ сглаженный ряд полностью повторяет исходный, т.е. в этом случае фильтрация не происходит. Вторая крайность – при $\lambda = 0$ новые наблюдения не влияют на значения сглаженного ряда, при этом случайная составляющая в сглаженных значениях полностью отсутствует, но в то же время они оказываются сильно смещенными и, фактически, не содержат информации об исходном ряде.

На практике выбирают некоторые промежуточные значения λ , исходя их практических потребностей сжатия. Наиболее часто в качестве меры оптимальности сглаживания выбирается величина суммы квадратов ошибок:

$$S(\lambda) = \sum_{k=1}^K [y_k(\lambda) - x_k]^2, \quad (1.58)$$

где K – объем выборки. Тогда оптимальное значение параметра сглаживания можно определить, решив следующую оптимизационную задачу:

$$\lambda_{opt} = \arg \min_{\lambda} S(\lambda). \quad (1.59)$$

Прогноз $z_k(\theta)$ на θ шагов вперед, выполненный на k -ом шаге наблюдений по сглаженному ряду y_k может быть вычислен по следующей формуле [224]:

$$z_k(\theta) = y_k. \quad (1.60)$$

Таким образом, значение точечного прогноза на любой интервал вперед равен k -му значению сглаженного ряда, т.е. тому, от которого делается прогноз. В ряде работ [395] показано, что интервальный прогноз (величина доверительного интервала при заданном уровне доверительной вероятности) экспоненциально растет с ростом интервала прогнозирования θ .

Метод Ч. Хольта

Прогноз на основе алгоритма экспоненциального сглаживания, очевидно, можно использовать для временных рядов, заведомо не имеющих линейных или нелинейных трендов. Однако, пожарная статистика, представленная различными показателями, содержит тренды, которые на коротких интервалах наблюдений часто можно считать линейными. Для прогнозирования подобных рядов наблюдений обычно используют [224] модель Ч. Хольта [456], являющуюся развитием экспоненциальной модели Р. Брауна [446]. Приведем ее основные соотношения.

Уравнение прогнозирования в этой модели носит линейный характер:

$$z_k(\theta) = a_k + b_k \theta, \quad (1.61)$$

где коэффициенты смещения и наклона линейного уравнения прогнозирования пересчитываются на каждом шаге сглаживания:

$$a_k = \lambda x_k + (1 - \lambda)(a_{k-1} + b_{k-1}), \quad (1.62)$$

$$b_k = \mu(a_k - a_{k-1}) + (1 - \mu)b_{k-1}. \quad (1.63)$$

Для модели Ч. Хольта уравнение сглаживания является частным случаем уравнения прогнозирования - для $\theta = 0$, т.е.:

$$y_k = z_k(\theta = 0) = a_k. \quad (1.64)$$

Сглаженный таким образом ряд будет отличаться от ряда, полученного экспоненциальным сглаживанием (1.57) поскольку при вычислении a_k используется и приращение наклона b_{k-1} ряда. Однако, основная задача метода Ч. Хольта – прогнозирование, поэтому сглаживание можно рассматривать как побочный продукт алгоритма, хотя оно обеспечивает лучшее качество сглаженных оценок, чем полученные методом Р. Брауна.

Как видно, в модели Ч. Хольта имеются уже два параметра - λ и μ , которые имеют смысл аналогичный параметру модели Р. Брауна. Они могут быть подобраны также на основе минимизации невязки (как суммы квадратов ошибки), с той лишь разницей, что оптимизацию следует проводить одновременно по двум параметрам:

$$(\lambda_{opt}, \mu_{opt}) = \arg \min_{\lambda, \mu} S(\lambda, \mu). \quad (1.65)$$

1.3.5.2. Прогнозирование показателей реагирования по России

Применяя алгоритм Ч. Хольта для прогнозирования по России в целом на 2018 год по данным для показателей $\tau_{\text{приб}}$, $u_{\text{д}}$, R_2 , Q_2 , приведенных в табл. 1.10 с учетом данных табл. 1.11, получим их прогнозные значения на 2018 год. Результаты прогноза приведены в табл. 1.16.

Таблица 1.16 - Прогнозные значения времени реагирования (среднего времени прибытия 1-го пожарного подразделения к месту пожара) и показателей ущерба по России на 2018 год

Год	Время прибыт. 1-го			Прям. мат. ущерб $u_{\text{д}}$			Кол. погибш. на 100			Кол. травмир. на 100		
	Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село
2018	8,02	5,99	10,77	109,44	124,28	88,26	5,64	4,63	7,07	6,97	8,05	5,46

Динамика значений показателей и их прогноза приведена на рис. 1.35 – рис. 1.38.

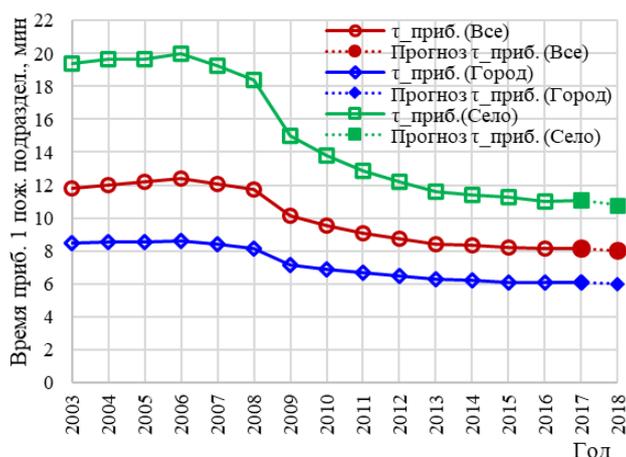


Рисунок 1.35 - Среднее по России время прибытия первого пожарного подразделения за период 2003-2017 гг. и прогноз на 2018 г.

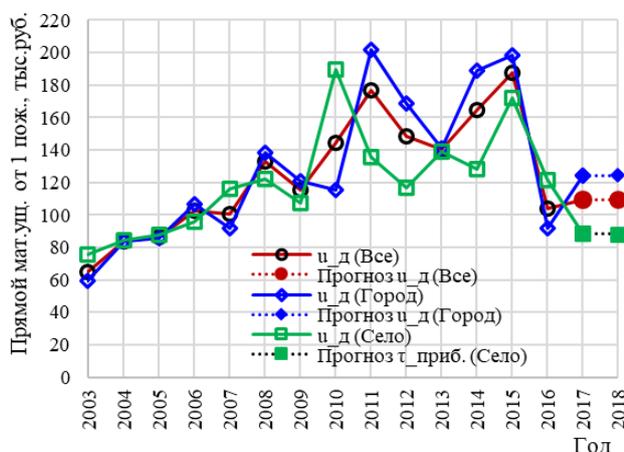


Рисунок 1.36 - Средний прямой материальный ущерб от одного пожара (в сопоставимых ценах) по России за период 2003-2017 гг. и прогноз на 2018 г.

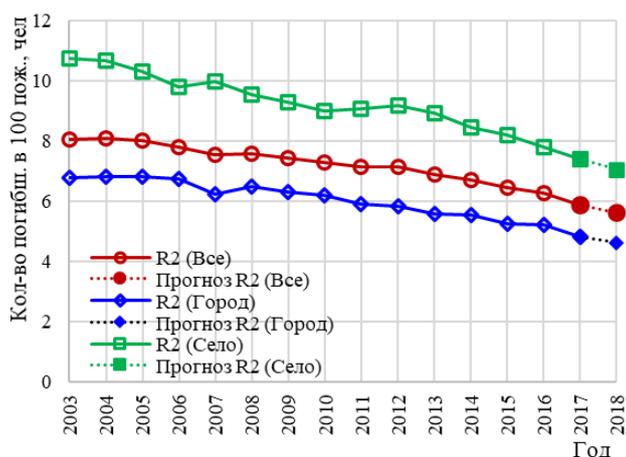


Рисунок 1.37 - Среднее количество людей, погибших в 100 пожарах по России за период 2003-2017 гг. и прогноз на 2018 г.

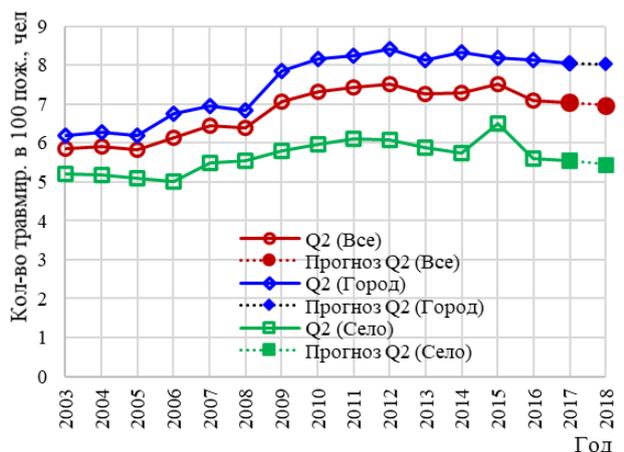


Рисунок 1.38 - Среднее количество людей, травмированных в 100 пожарах по России за период 2003-2017 гг. и прогноз на 2018 г.

Выводы по главе 1

1. Определен круг современных актуальных систем и технологий поддержки процесса ликвидации пожаров и ЧС. В их числе такие группы, как управленческие, исполнительские и

обеспечивающие. В числе управленческих инновационных инструментов выделены системы поддержки принятия решений, к которым в отдельных случаях могут быть отнесены экспертные системы и нейронные сети. Важной инновационной составляющей технологий этой группы являются машинообучаемые (с учителем - ЛПР) модели принятия решений, позволяющие на основе обучения таких традиционно известных оптимизационных моделей, как математическое программирование, матричные игры, модели управления рисками и другие получить новое качество в управлении ликвидацией пожаров и ЧС. В группе исполнительских технологий выделена бурно развивающаяся сфера робототехники, в частности, управление в автономных робототехнических системах. Среди обеспечивающих технологий поддержки ликвидации пожаров и ЧС в качестве наиболее важных выделены: страхование пожарных рисков, аутсорсинг услуг и контроль готовности всех уровней иерархии управления к выполнению задач ликвидации пожаров и ЧС.

2. Проанализированы процедуры управления на предмет наличия в них элементов неопределенности. Показано, что при широком использовании в современных системах управления различных моделей существенным является выявление и локализация неопределенностей, что должно способствовать переходу от управления по отклонениям (показателей от нормы) к управлению по возмущениям - по тем признакам, которые могут критически влиять на конечные показатели эффективности ликвидации пожаров. Такой переход является в современных технологиях управления наиболее перспективным, т.к. является инструментом превентивного (проактивного) управления процессами ликвидации пожаров. Показано, что существенным элементом неопределенности являются целевые функционалы и критерии выбора оптимальных решений, которые задаются разработчиками и часто могут не соответствовать системе предпочтений ЛПР. Для устранения подобных проблем предложено использование адаптивных форм моделей принятия решений.

3. Проведен анализ современных интеллектуальных систем управления, основанных на знаниях. Среди них выделены экспертные системы, нейронные сети, системы автоматического управления и модели исследования операций. Выполнен анализ достоинств и недостатков каждой из этих моделей, проведен их сравнительный анализ на предмет использования в процедурах и системах поддержки принятия решений при ликвидации пожаров. Показано, что именно модели исследования операций могут служить основой для построения адаптивных (приспосабливающимся к системе предпочтений ЛПР, его целевым предпочтениям) моделей поддержки управления. Предложена концептуальная схема построения таких моделей на основе двухконтурной организации взаимодействия моделей, объекта и ЛПР.

4. Проведен анализ задач принятия решений при управлении ликвидацией пожаров, выявлены четыре основные группы моделей поддержки принятия решений, отражающие сочетание таких двух типов факторов как: уникальность принимаемых решений (модели для *уникальных* и *повторяющихся* решений); структурированность знаний (модели, построенные на *структурированных* и *неструктурированных* знаниях). Приведена классификация моделей поддержки принятия решений при ликвидации пожаров и ЧС, в которой выделены восемь групп моделей: 1) проектирование, выбор структуры, конфигурации и параметров; 2) управление объектами, процессами, силами и средствами; 3) прогнозирование процессов на некоторый момент в будущем или последствий решений; 4) мониторинг, оценивание текущего состояния объекта, процесса, пожарных подразделений; 5) планирование действий, распределение ограниченных ресурсов; 6) диагностика или тестирование объекта; 7) интерпретация данных, идентификация, распознавание, обнаружение; 8) обучение и инструктаж персонала. В каждой из них выделены более детализированные подгруппы задач принятия решений со ссылками на конкретные варианты реализации моделей. Каждая из приведенных моделей отнесена к одному из четырех типов моделей, указанных выше. Эта классификация позволила выделить те модели поддержки принятия решений, к которым относятся предложенные в данном исследовании - это модели для *повторяющихся решений, построенные на структурированных* (и в некоторых случаях, на неструктурированных) знаниях.

5. Анализ многочисленных моделей повышения эффективности выполнения операций по

ликвидации ЧС, и в сфере ликвидации пожаров в частности, показал, что практически все они направлены на улучшение временных показателей реагирования пожарных подразделений. Однако, эти показатели лишь косвенно влияют на конечные показатели эффективности операционной деятельности подразделений пожарной охраны и не всегда очевидно, насколько уменьшилось количество погибших и пострадавших, насколько снизился прямой материальный и/или другие виды ущерба. В работе на основе использования официальных статистических данных установлены регрессионные зависимости показателей ущерба (количества погибших, травмированных людей и прямого материального ущерба) от всех первичных показателей времени реагирования пожарных подразделений, определенных в Техническом регламенте о требованиях пожарной безопасности от 2008 года, в числе которых: время сообщения о пожаре, время прибытия первого пожарного подразделения на пожар, время подачи первого ствола, время локализации очага возгорания, время ликвидации открытого горения, время ликвидации последствий пожара. Эти зависимости построены в виде парных, а также множественных регрессий, что позволяет оценивать не только эффективность предлагаемых в следующих разделах работы алгоритмов по показателям ущерба, но любые другие предложения по улучшению временных показателей реагирования.

6. Статистический анализ пожарной статистики выявил и некоторые неочевидные закономерности и потребовал, в некоторых случаях, дополнительной предварительной обработки исходных статистических данных, в частности:

6.1. Анализ данных о пожарах по всем регионам России за период с 2003 г. по 2017 г. показал, что для обеспечения адекватности регрессионных моделей данные наблюдений следует разбить на две группы (два кластера), относящихся к периодам до и после 2011 года. Различие свойств данных этих групп, на наш взгляд, обусловлено введением нового «Технического регламента о требованиях пожарной безопасности» в 2008 году, послужившего фактором нестационарности наблюдений, что потребовало адаптации в течение 2009-2010 годов к новым требованиям и соответствующей переподготовки личного состава. Это обстоятельство приводит к необходимости выявлять статистические закономерности отдельно в двух интервалах времени - до 2011 года и начиная с 2011 года.

6.2. Для построения адекватных регрессионных зависимостей прямого материального ущерба от времени прибытия первого пожарного подразделения исходные официальные статистические данные преобразованы с учетом ежегодной инфляции. Значения прямого материального ущерба с помощью дефлятора, приводящего исходные данные к 2018 году, преобразованы к сопоставимым по годам стоимостным показателям.

6.3. В связи с неоднородностью и неполнотой некоторых групп статистических данных, представленных в официальных источниках, выполнено восстановление части недостающих данных на основе использования выявленных корреляционных связей во временных рядах наблюдений. Подобные приемы, именуемые в прикладной статистике как бутстреп, дают возможность повысить долю используемых статистических данных и воспользоваться стандартными статистическими методами их обработки. Восстановленные данные позволили построить более полные и адекватные регрессионные модели связи показателей с управляемыми факторами (временными показателями реагирования).

6.4. Статистический анализ данных официальной пожарной статистики по регионам не позволил выявить сколько-нибудь значимой регрессионной зависимости между показателями ущерба от пожаров и времени прибытия первого пожарного подразделения. Это обстоятельство, очевидно, объясняется наличием большого количества и других (не регистрируемых) факторов, оказывающих влияние не менее значимое, чем время прибытия первого пожарного подразделения. Наличие же значимых зависимостей показателей ущерба от времени прибытия, выявленные по более агрегированным статистическим данным (за год для городов, сел и России в целом), на наш взгляд, объяснимо законом больших чисел, т.к. агрегирование выполнено по всему массиву данных, что обеспечивает взаимную компенсацию влияния большого количества разнообразных нерегистрируемых факторов.

6.5. На примере такого показателя, как время прибытия первого пожарного подразделения

(по годам – от 2003 г. по 2017 г.) показана возможность построения нелинейных полиномиальных регрессионных моделей высокой степени адекватности, что позволяет использовать их для прогноза и оценивания влияния различных предложений, направленных на улучшение показателей реагирования, а значит и снижение показателей ущерба на предстоящие периоды.

6.6. Построенные модели парной регрессии привели к следующему неочевидному, на наш взгляд, результату. Всего построено 54 парных регрессионных модели. Они отражают статистические зависимости каждого из трех показателей ущерба (количество погибших и пострадавших людей, а также прямой материальный ущерб) от каждого из шести первичных показателей времени реагирования, перечисленных в п.5 данных выводов, для каждой из трех групп пожаров (в городах, в сельской местности и всего). Практически во всех моделях, *кроме зависящих от времени ликвидации последствий пожара*, коэффициент наклона имеет положительное значение, что не противоречит ожиданиям - с увеличением времени реагирования растет и ущерб. А *все* уравнения, отражающие зависимость показателей ущерба от *времени ликвидации последствий пожара*, имеют отрицательные коэффициенты наклона - т.е. с увеличением этого времени ущерб уменьшается. Этот неожиданный эффект, видимо, можно объяснить тем, что, чем больше времени расходуется на ликвидацию последствий пожара, разбор завалов, тем больше шансов найти еще не погибших людей, и позаботиться о сохранении имущества.

6.7. Среди множества построенных парных регрессионных моделей, отражающих статистические зависимости количества погибших и пострадавших людей, а также прямой материальный ущерб, от показателей реагирования, лишь группа моделей для количества погибших имеют весьма высокие показатели адекватности (коэффициент детерминации R^2 и уровень значимости модели по F -критерию). Это обстоятельство дает основание утверждать, что именно данная группа моделей может быть использована для оценивания эффективности алгоритмов и мероприятий повышения эффективности работы ГПС.

Глава 2. Машинообучаемые модели, алгоритмы и методы поддержки принятия решений при распределении ограниченных ресурсов в процедурах оперативного управления ликвидацией пожаров

Управление силами и средствами (СиС) МЧС России на разных уровнях иерархии управления по сути является распределением разнородных ресурсов [365]. Поэтому задачи оптимального распределения ограниченных ресурсов представляются актуальными в условиях дефицита времени при ликвидации ЧС.

Как отмечалось в [53, 58], значительная доля пожаров происходит в зданиях, большая часть которых находится в городах. Анализ пожарной статистики [297] и ряда публикаций [53, 56, 58, 60] показал, что в городах (рис. 2.1) часто возникают ситуации, когда необходимо в некоторые моменты времени распределять пожарные подразделения по нескольким объектам ЧС. А это типичная задача распределения ограниченных ресурсов. При этом соответствующий дежурный муниципальной Единой дежурно-диспетчерской службы (ЕДДС), как лицо, принимающее решение, должен наилучшим образом распределить подведомственные ему наряды пожарно-спасательных частей (ПСЧ) по текущим объектам ликвидации пожаров, несмотря на то, что, как базовый вариант, существует расписание выездов ПСЧ [271]. Эта задача по своей структуре является задачей оптимального объемного планирования и относится к классу задач математического программирования [159, 365, 478]. В данной главе приведены подходы, модели и алгоритмы решения данного класса задач на основе привлечения прошлого опыта принятия решений в подобных ситуациях.

Готовность противопожарной системы к эффективной работе во многом определяется ее способностью реагировать на одновременно возникающие пожары и потоком вызовов, их сопровождающих [370]. Принято различать пожары и вызовы, т.к. не всякий вызов означает пожар, поскольку могут быть ложные вызовы или небольшие возгорания (травы или мусорных баков и т.п.). А эти различия определяют и необходимое оснащение пожарно-спасательных частей (ПСЧ). Так, одновременные пожары, возникающие на определенном отрезке времени, требуют организации специальных (внештатных) органов управления и привлечения большого количества сил и средств тушения пожаров. Т.е. для эффективного реагирования на одновременные пожары гарнизон должен располагать достаточным количеством [53] огнетушащих средств. Для эффективного реагирования на одновременные вызовы доминирующим фактором является достаточность численности личного состава, т.к. средства ликвидации пожаров здесь требуются минимальные. Поэтому в том и другом случае важными являются вопросы обоснованного прогнозирования количества одновременных вызовов и/или пожаров или их оценивание.

2.1. Управление силами и средствами при одновременных вызовах

2.1.1. Анализ статистики пожаров в городах

Поскольку одновременные вызовы чаще возникают в городах, рассмотрим статистические данные о пожарах [297], возникающих в городской местности. Из всех характеристик, как и в других разделах работы, в качестве конечных показателей будем рассматривать: прямой материальный ущерб, количество погибших и травмированных людей. В табл. 2.1 приведены данные по количеству пожаров и показателям ущерба в городской местности, а на рис. 2.1 - их графическая иллюстрация в городах в 2003-2017 гг. В табл. 2.1 приведены и коэффициенты корреляции между количеством пожаров и показателями ущерба за весь период наблюдений 2003-2017 гг. [297] и за период 2011-2017 гг. Эти коэффициенты за полный период отражают различную направленность тенденций. Это же подтверждается и регрессионным анализом (рис. 2.2), который дает следующие парные уравнения регрессии между

показателями ущерба и количеством пожаров в городах (там же приведены и их коэффициенты детерминации R^2):

$$u_d = 247,17 - 1,03n; \quad R^2 = 0,43, \quad (2.1)$$

$$R_2 = 3,54 + 0,022n; \quad R^2 = 0,91, \quad (2.2)$$

$$Q_2 = 10,81 - 0,028n; \quad R^2 = 0,88. \quad (2.3)$$

Графически эти зависимости представлены на рис 2.2 а).

Таблица 2.1 - Статистические данные о пожарах в 2003-2017 гг.

Год	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	
Количество пожаров в городах (n), тыс. ед.	160,6	156,3	151,4	143,6	138,3	130	116,9	110,1	
u_d , тыс.руб.	59,64	83,42	85,56	106,50	91,61	138,64	120,50	115,64	
R_2 , чел. на 100 пожаров	6,771	6,825	6,828	6,750	6,249	6,486	6,313	6,203	
Q_2 , чел. на 100 пожаров	6,188	6,288	6,186	6,756	6,947	6,836	7,844	8,159	
Год	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	Коэфф. корреляции	
Количество пожаров в городах, тыс. ед.	103,9	99,3	93,1	89,6	86,6	82,6	78,1	2003 - 2017	2011 - 2017
u_d , тыс.руб.	202,07	168,62	141,21	189,00	198,34	91,98	124,28	-0,66	0,61
R_2 , чел. на 100 пожаров	5,912	5,853	5,597	5,540	5,245	5,232	4,836	0,95	0,97
Q_2 , чел. на 100 пожаров	8,248	8,423	8,136	8,343	8,196	8,140	8,058	-0,94	0,65

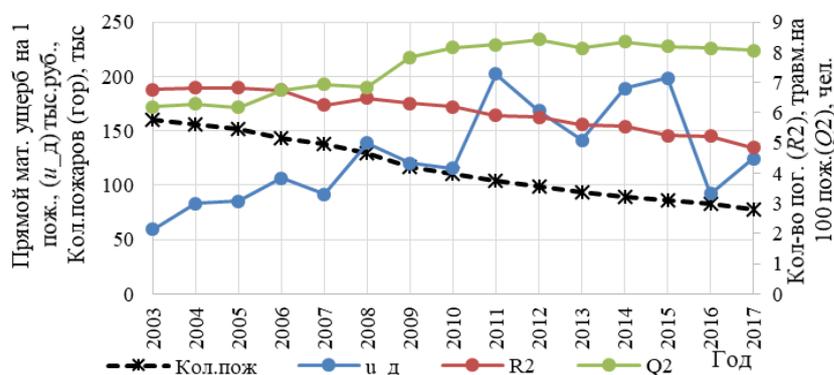


Рисунок 2.1 - Количество пожаров и показатели удельного ущерба

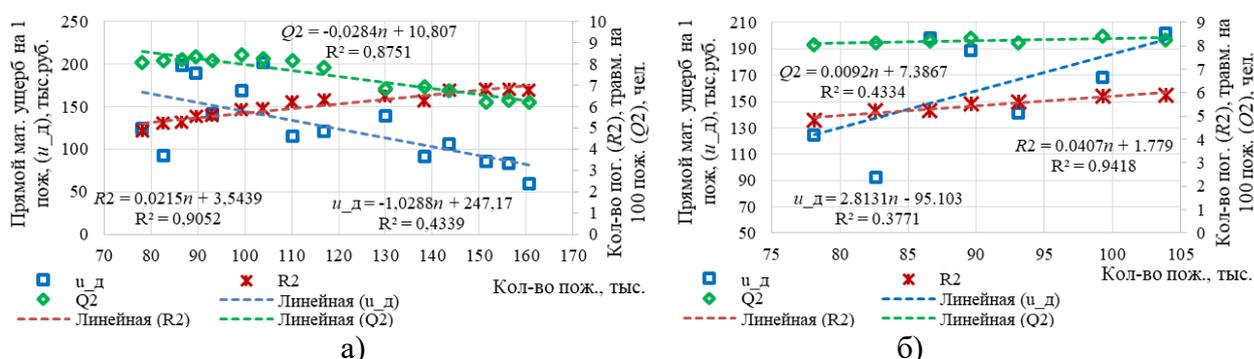


Рисунок 2.2 - Парная регрессия показателей ущерба и количества пожаров в городах по статистическим данным 2003-2017 гг. и 2011-2017 гг.

Разнонаправленность трех видов ущерба в уравнениях парной регрессии (2.1)-(2.3) по всей выборке за 2003-2017 гг., как показал кластерный анализ, выполненный в главе 1, объясняется нестационарностью временных рядов наблюдений. Фактором нестационарности послужил новый «Технический регламент о требованиях пожарной безопасности» от 2008 года

[376], который изменил нормативы реагирования, что привело к некоторой реорганизации операционных процессов, что повлияло и на статистические данные реагирования. Кластерный анализ показал, что для получения корректных моделей следует использовать лишь данные последнего периода - с 2011 г. по 2017 г. Парные регрессии, построенные по данным этого периода приведены на рис. 2.2. б) и имеют следующий вид:

$$u_d = -95,10 + 2,81n; \quad R^2 = 0,38, \quad (2.4)$$

$$R_2 = 1,78 + 0,041n; \quad R^2 = 0,94, \quad (2.5)$$

$$Q_2 = 7,39 + 0,009n; \quad R^2 = 0,43. \quad (2.6)$$

Следует отметить, что и все коэффициенты корреляции для периода 2011-2017 гг. имеют один знак - они положительны. Таким образом, из моделей (2.4)-(2.6) следует, что вместе со снижением количества пожаров снижаются и все виды ущерба от них, *но не в абсолютном исчислении, а в относительном - на единицу*. Это *относительное измерение можно назвать удельным*. Гипотетически можно представить, что идеально действующая ГПС должна работать с одинаковой эффективностью вне зависимости от общего количества пожаров, т.к. на каждый пожар может быть выделено необходимое количество техники и средств. Т.е. в идеальном случае все три показателя не должны зависеть от количества пожаров. Однако, модели (2.4)-(2.6) показывают, что такая зависимость имеется. Это обстоятельство можно объяснить, в частности, и тем, что с ростом общего количества пожаров растет и число одновременных, а при одновременных пожарах имеет место конкуренция пожаров за ресурсы, что несколько снижает эффективность в целом.

Уравнение парной регрессии, отражающее количества погибших людей, имеет достаточно высокий уровень адекватности модели ($R^2 = 0,94$), ее коэффициент наклона положителен. Используя прогнозные свойства моделей (2.4)-(2.6), можно сказать, что *с увеличением количества пожаров в 2,06 раза (от минимальных 78,1 тыс. до 160,6 тыс. - за весь период) количество погибших на 100 пожаров возрастает в 1,68 раз*. По двум другим моделям при том же увеличении количества пожаров *прямой материальный ущерб (u_d) увеличивается в 2,86 раз, а количество травмированных людей (Q_2) увеличивается в 1,09 раз*.

В построенных моделях видно, что для показателей прямого материального ущерба (u_d) и количества травмированных людей (Q_2) доля статистических данных, описываемых регрессией составляет лишь 38% и 43% соответственно, в то время как для количества погибших она составляет 94%. Низкий уровень адекватности первых двух, на наш взгляд, обусловлен слишком большой дисперсией оценок этих показателей, формируемых по результатам ликвидации пожаров. Оценить, в какой степени травмированы люди, пострадавшие от пожаров и какова текущая стоимость потерянного имущества, представляется непростой задачей для непрофессиональных «оценщиков», имущества и здоровья людей, которыми при составлении актов и карточек пожаров являются РТП. Показатель же количества погибших оценивается с максимальной точностью, т.к. живого от неживого человека отличить несложно, да и заключение по этому поводу дают, как правило, медицинские работники. Поэтому наиболее достоверными и являются статистические данные о количестве погибших людей, а построенные по ним регрессионные модели отражают наиболее объективную зависимость ущерба от количества пожаров. В пользу этого говорит и коэффициент корреляции ($r = 0,97$), хотя коэффициенты регрессии и вычисляются через них.

Приведем интерпретацию не нулевой, не отрицательной, а положительной зависимости $R_2(n)$. На наш взгляд, *эффективно организованная и функционирующая ГПС не должна зависеть от интенсивности потока вызовов/пожаров*. Построенные уравнения парной регрессии свидетельствуют, что на практике зависимость есть.

ГПС является сложной системой массового обслуживания (СМО) [75, 329] специального назначения, на вход которой поступают заявки на ликвидацию пожаров, а обслуживающие приборы, представленные сетью пожарных частей, оснащенных различными средствами, специальной техникой и укомплектованные подготовленным личным составом, обслуживают эти заявки.

Канонические СМО, в своем большинстве имеют такие элементы, как очередь для

ожидания заявками своего времени на обслуживание и обслуживающие приборы, в которые поступают заявки из очереди. В ГПС очередь недопустима, т.к. ЧС не может ждать в очереди своего времени на обслуживание. Чтобы исключить очередь, в СМО должно быть такое количество обслуживающих приборов, чтобы была возможность обслужить поток заявок *любой текущей* (мгновенной) *интенсивности*.

В ГПС средняя интенсивность заявок определяется количеством вызовов/пожаров в год. Исходя из этой величины определяется количество пожарных депо, состав и количество их технических средств, личного состава и оборудования [53, 61]. По *количеству пожарных депо*, как обслуживающих приборов СМО, любой гарнизон имеет их с большим избытком. Однако, для ГПС, как специфической СМО, важное значение имеет не количество приборов, а возможность их быстрого реагирования. Максимально же быстро отреагировать (взять заявку на обслуживание) может лишь то депо, которое расположено рядом с пожаром. Поэтому, в отличие от классических СМО, в ГПС все приборы (депо) обладают разным временем обслуживания заявок. Т.е. можно говорить о том, что среднее время обслуживания зависит (в том числе и) от того, как далеко от места пожара находится депо, его обслуживающее. Таким образом, в современной СМО-ГПС *не все приборы эквивалентны* и взаимозаменяемы. Поэтому если среда будет генерировать заявки с возрастающей интенсивностью (при неизменной СМО-ГПС), то с ростом интенсивности окажется, что для обслуживания очередной заявки невозможно воспользоваться близлежащим прибором (ПСЧ), т.к. он уже занят, а следует использовать ближайший из свободных.

Однако, гипотетически, можно представить, что в системе СМО-ГПС все приборы зарезервированы и каждое депо имеет кратный состав СиС. Тогда, в пределах конкретной кратности резервирования (если локальный рост интенсивности вызовов/пожаров не превышает ее), ГПС будет реагировать как классическая СМО. Т.е. даже если вызов будет из того же места, что и предыдущий, его может обслужить очередной караул из этого же депо. В этом случае показатели реагирования не будут зависеть от интенсивности вызовов (в пределах кратности резервирования). В работах [48-52] показано на основе реальных статистических данных, что в городах, в зависимости от численности населения, количество одновременных вызовов максимально может составлять 3-5. Т.е. такой кратности резервирования было бы достаточно для обеспечения независимости показателей реагирования от интенсивности вызовов. Однако, кратный рост СиС мог оказаться несоизмеримым со снижением ущерба. Выбор компромиссной кратности резервирования требует дополнительных технико-экономических оценок, является самостоятельной задачей и в настоящем исследовании не рассматривается.

Детерминированное расписание выездов

В настоящее время определение сил и средств (СиС), которые следует направить по вызову на пожар того или иного ранга определяется детерминированным расписанием, утвержденным руководством ГПС соответствующего уровня [271]. Так состав пожарных автомобилей, закрепленных за рангами пожара по Москве, приведен в табл. 2.2.

Таблица 2.2 - Состав автомобилей, направляемых по рангам пожара (по Москве)

№ п/п	Ранг пожара	Основной состав	Состав замены
1	Пожар № 1	2 АЦ	1 АЦ и 1 АН
2	Пожар № 1-Бис	4 АЦ, ДЗ и АЛ	3 АЦ и 1 АН, ДЗ и КП
3	Пожар № 2	9 АЦ, 2 АН, 2 АЛ, 2 ДЗ, 2 СА, АПМ, ВП, АС, АБГ и МС	9 АЦ, 2 АН, 2 КП, 2 ДЗ, 2 СА, АПМ, ВП, АС, АБГ и МС
4	Пожар № 3	СиС по рангу «Пожар № 2» и дополнительно 5 АЦ, 2 АН, ДЗ, АЛ и АТ	-
5	Пожар № 4	СиС по рангу «Пожар № 3» и дополнительно 5 АЦ и 2 АН	-
6	Пожар № 5	СиС по рангу «Пожар № 4» и дополнительно 5 АЦ и 2 АН	-

Распределяемые ресурсы входят в состав тех или иных пожарных частей территориальной единицы. Фрагмент таблицы дислокации пожарной техники приведен в табл. 2.3.

Таблица 2.3 - Ресурсы пожарных частей города (по г. Москве, фрагмент)

№ п/п	Наименование техники	Сокр. наимен.	Места дислокации (№ ПСЧ)
1	Автоцистерны с насосом высокого давления	АЦ	3, 6, 7, 20, 24, 26, 28, 29, 32, 33, 34, 37, 43, 47, 57, 65, 83, 106, 107, 122, 201, 202, 203, 204, 205, 206, 207
2	Автоцистерны для тушения пожаров в тоннелях	АЦТ	202, 204
3	Автомобили быстрого реагирования	АБР	203, 205, 206, 207
4	Автонасосы	АН	1, 4, 10, 11, 14, 15, 27, 31, 37, 38, 39, 47, 63, 73
5	Пожарные насосные станции с рукавными автомобилями, диаметр магистральной линии 150 мм	НС Р2	31, 57 31, 57
6	Автомобили воздушно-пенного тушения	ВП	6, 57, 63, 70, 107, 110
7	Автомобили порошкового тушения	ПТ	58, 63, 70, 123
8	Автомобиль комбинированного тушения	АКТ	ОП 206

В рамках детерминированной схемы выезда пожарной техники [271] существует инструкция о порядке высылки дежурных смен, дежурного оперативного состава, а также пожарной техники на пожары и АСР. Соответствующими директивными документами территории населенных пунктов разбиты на районы выезда (приложение 1). В табл. 2.4 приведен фрагмент нормативного количества дополнительных боевых расчетов, выслаемых на соответствующих пожарных автомобилях, если в расчете основной ПСЧ (закрепленной за районом и рангом пожара) находится только одно отделение на АЦ.

Модель парной регрессии (2.5) построена по статистическим данным 2011-2017 гг. За этот период структура ГПС не претерпела сколько-нибудь существенного расширения (в смысле количества обслуживаемых приборов), поэтому можно считать неизменной производительность ГПС. Это обстоятельство и эффект ухудшения временных характеристик реагирования в периоды локальных всплесков интенсивности пожаров, описанные выше, и можно считать основным фактором, приводящим к росту удельного количества погибших (в 100 пожарах) и других видов ущерба.

Таблица 2.4 - Дополнительные боевые расчеты, выслаемые в район выезда при ранге «Пожар № 1» (по Москве, фрагмент)

№ п/п	№ района выезда	№ пожарной части, закрепленной за районом	№ пожарной части, дополнительно за районом	Тип дополнительно выслаемого автомобиля
1	3	2 СПСЧ	10 ПСЧ	АН
2	5	6 ПСЧ	20 СПСЧ	АЦ
3	2	ОП 16 СПСЧ	16 СПСЧ	АЦ
4	7	18 ПСЧ	26 ПСЧ	АЦ
5	1	22 ПСЧ	12 ПСЧ	АЦ
6	8	ОП 23 ПСЧ	23 ПСЧ	АЦ
7	9	28 ПСЧ	25 ПСЧ	АЦ

Но несмотря на данную тенденцию, вопросы снижения различных видов ущерба от пожаров остаются весьма актуальными. А значит мероприятия, направленные на снижение показателей времени реагирования, могут способствовать снижению показателей ущерба. Взаимосвязь этих двух групп показателей в виде регрессионных уравнений выявлена в первой главе настоящей работы.

Кроме фактора роста/снижения средней интенсивности пожаров по годам, существенную роль в росте показателей ущерба играют и локальные (временные) вариации интенсивности пожаров, проявляющиеся, в том числе, в одновременных вызовах, которые появляются при существенном всплеске локальной интенсивности пожаров.

Статистические данные поступления вызовов и их обслуживания

Важной характеристикой СМО-ГПС является среднее время обслуживания заявки-вызова/пожара (табл. 2.5, рис. 2.3).

Таблица 2.5 - Среднее время обслуживания вызова 2009-2017 гг., мин.

Год	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
Все пожары	64,65	67,28	63,26	61,11	57,54	60,95	57,71	58,23	59,67
Пожары в городах	47,86	49,35	47,43	45,77	42,76	44,84	42,75	43,65	44,67
Пожары в сельской местности	85,23	87,33	80,96	77,56	73,6	76,22	72,24	70,97	72,66

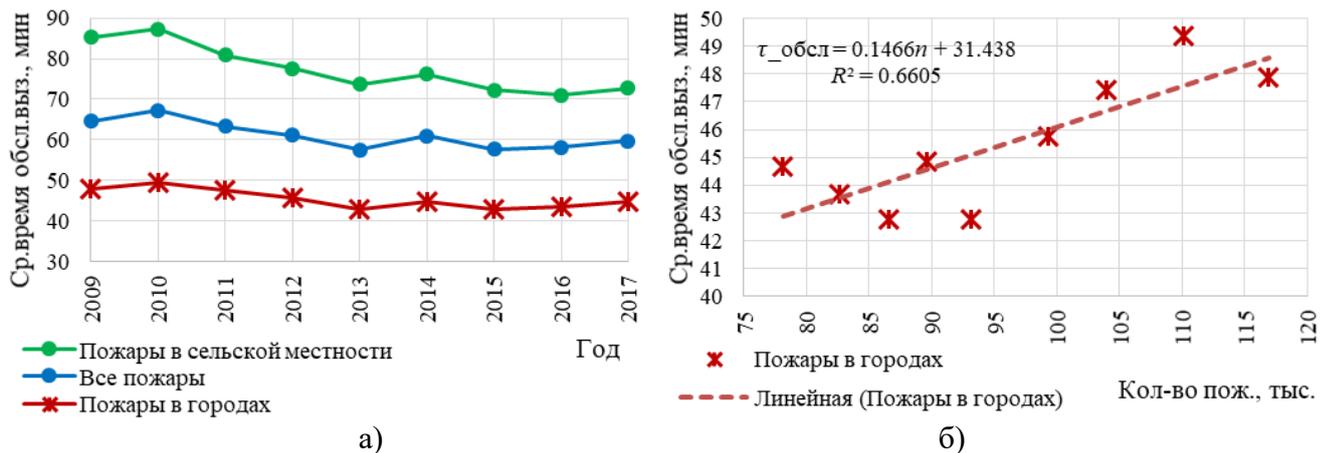


Рисунок 2.3 - Время обслуживания пожаров и регрессия от их количества

По рис. 2.3 б) видно, что здесь, как и в показателях ущерба (по числу погибших), наблюдается положительная зависимость от количества пожаров:

$$\tau_{\text{обсл}} = 31,44 + 0,147n; \quad R^2 = 0,66. \quad (2.7)$$

В этом случае, очевидно, может быть применена та же логика объяснения эффекта ухудшения временных характеристик реагирования с ростом числа пожаров. Она заключается в снижении эффективности реагирования ГПС в целом как системы массового обслуживания.

Поэтому, чтобы снизить зависимость величины ущерба и/или временных показателей реагирования от количества пожаров, в технологию ликвидации пожаров, кроме резервирования СиС в каждом депо, необходимо вводить специальные организационные или операционные элементы, направленные на снижение такой зависимости. В числе таких мер в данной главе предложен, в отличие от ныне применяемого, алгоритм оптимального распределения СиС по вызовам/пожарам на основе машинообучаемых моделей транспортного типа.

Согласно докладу МЧС [249, 250] в Москве, например, за 2014 произошло: 63728 выездов пожарных подразделений; зарегистрировано 6846 пожаров. В среднем, ежедневно на территорию города пожарные подразделения совершали 175 выездов, из которых 19 подлежали официальному статистическому учету в качестве пожаров (в 9 случаях - это пожары в зданиях жилого назначения), на которых гибли и получали травмы различной степени тяжести по 2 чел.,

а установленный материальный ущерб превышал 4,9 млн руб.

В Москве находится 105 пожарно-спасательных частей (ПСЧ). Таким образом, ежедневно в каждой ПСЧ происходит 1-2 выезда с переменным количеством машин.

Количество выездов нарядов, как показано во многих работах [49] подчиняется распределению Пуассона с интенсивностью λ , а распределение времени обслуживания пожара ($\tau_{\text{обсл}}$) может быть описано распределением Эрланга того или иного порядка [17] или гамма-распределением, отличающимся от распределения Эрланга лишь тем, что оба его параметра непрерывны. Плотность распределения Пуассона имеет вид:

$$p(k, \lambda) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, \quad (2.8)$$

где k - количество выездов в единицу времени (в сутки). Плотность гамма-распределения:

$$f(t, \alpha, \beta) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} t^{\alpha-1} e^{-\frac{t}{\beta}}, \quad (2.9)$$

где $\Gamma(\alpha)$ – гамма-функция Эйлера; α – параметр формы; β – параметр масштаба; t - время.

На рис. 2.4 приведены распределения, аппроксимирующие данные о количестве пожаров и продолжительности их обслуживания в Москве в 2014 г.

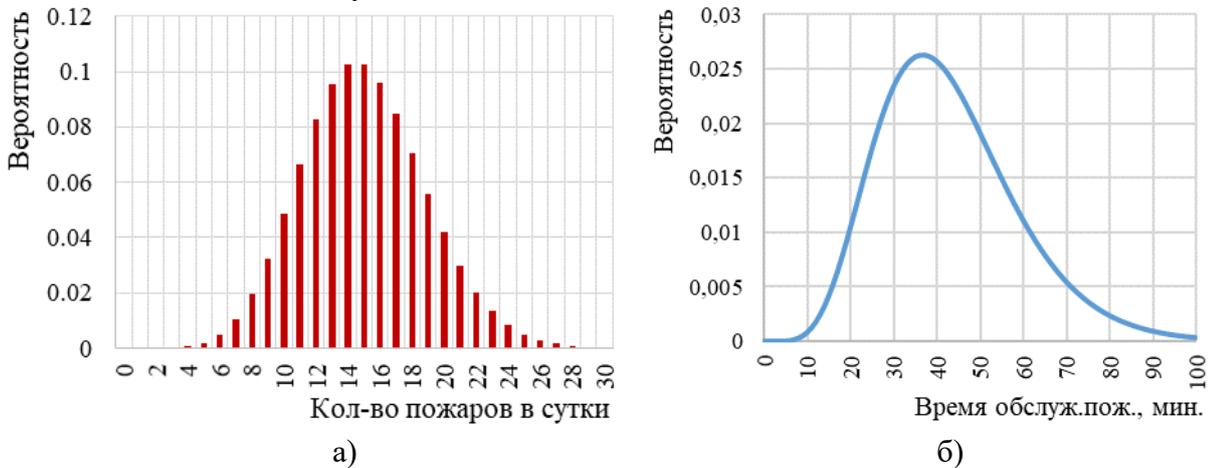


Рисунок 2.4 - Плотности распределения Пуассона и гамма-распределения для потока вызовов и обслуживания пожаров по Москве в 2014 г.

Параметры распределений, аппроксимирующих статистические данные следующие: $\lambda = 15$; $\alpha = 7,047$; $\beta = 6,077$. При этом среднее значение гамма распределения $m_\gamma = 42,8$ минут; среднеквадратическое отклонение (СКО) $\sigma_\gamma = 16,1$ минут. На рис. 2.5 приведена одна из реализаций (временная диаграмма) симитированных вызовов на пожары с параметрами, приведенными выше, иллюстрирующая локальные всплески интенсивностей вызовов, приводящие к группам одновременных вызовов.



Рисунок 2.5 - Временная диаграмма с одновременными вызовами на пожар

Концепция управляемого расписания выездов

В силу случайного характера потока вызовов и продолжительности их обслуживания, ситуации одновременных вызовов случаются не каждый день, но в иные дни их может быть несколько. В этих случаях могут потребоваться процедуры принятия управленческих решений, не предусмотренные в детерминированных планах выездов. Один из таких алгоритмов и рассматривается в данной главе - основанный на машинообучаемой модели транспортного типа (постановку задачи см. далее в подразделе 2.2).

Распределительные модели транспортного типа (РМТТ) или транспортные модели (ТМ) или транспортные задачи (ТЗ) это все синонимы линейной оптимизационной задачи, относящейся к научному направлению, называемому «Исследование операций» [3, 11, 71, 72, 75, 144, 145, 156, 181, 182, 202, 244, 326, 365, 478]. ТМ, в рамках этого направления, относится к группе задач линейного программирования (относящейся, в свою очередь, к задачам математического программирования) и может быть сведена (преобразована) к ней. Частным случаем ТЗ является задача о назначениях (ЗоН), которая позволяет, например, закрепить работы за исполнителями и т.п.

Все эти задачи объединяет то, что они направлены на поиск оптимального варианта распределения некоторого множества запасов однородных ресурсов между множеством их потребителей. Каждая из оптимизационных задач этого направления, кроме указанных двух групп элементов имеет еще платежную функцию, линейную или нелинейную, представленную набором (вектором или матрицей) коэффициентов/параметров. Эта функция и отражает плату за распределение единицы того или иного ресурса тому или иному потенциальному получателю. Платежная функция, кроме параметров включает и переменные, отражающие те количества видов ресурсов, которые необходимо распределить/назначить/выделить тому или иному конкретному получателю. Таким образом, платежная функция увязывает целевой показатель распределения (зависимая переменная) с величинами распределяемых ресурсов (независимые переменные). Часто на практике реальная ситуация распределения ресурсов не может быть представлена единственным целевым показателем, чаще несколькими показателями, а значит и несколькими целевыми функциями. В таких случаях речь идет о векторной (многокритериальной) задаче оптимизации.

В схему распределительных задач вписывается и задача распределения пожарных нарядов по вызовам. Структурно ей больше соответствует транспортная модель, в которой имеется дискретное множество распределяемых ресурсов (например, АЦ, АН, АЛ, и т.п., находящиеся в различных пожарных частях) и множество одновременных вызовов, которым, в соответствии с присвоенными рангами пожаров, необходимо выделить такое количество ресурсов, чтобы обеспечить минимум некоторого целевого показателя, отражающего потенциальный ущерб (потери, риски и т.п.).

В настоящее время существует много программных средств, позволяющих находить такие оптимальные решения (варианты распределения), *если в задаче заданы структура и значения параметров*. Соблазн использования программных инструментов для решения оптимизационных распределительных задач очень велик, т.к. позволяет в очень короткие сроки получать оптимальные решения, которые затем необходимо лишь реализовать. Однако, часто подобные оптимальные *решения оптимальны с точностью до адекватности критерия* (целевой функции) реальным платежам/потерям. В большинстве случаев это обусловлено многокритериальностью реальных прикладных задач. Т.е. параметры целевых функций оптимизационных задач часто бывают не вполне соответствующими реальной структуре потерь. Это называется [77, 78, 102] априорной (или текущей) неопределенностью.

В рамках предлагаемой в работе технологии управления распределением СиС по вызовам предлагается использовать модели исследования операций (в том числе ТМ) не в классической [365, 478], а в *адаптивной, машинообучаемой форме*. В основе использования машинообучаемых моделей [139] для принятия управленческих решений лежит понятие *обратной задачи*. Ее решение и обеспечивает подстройку параметров моделей (ТМ) по решениям, ранее принятым опытными ЛПР (например, РТП или дежурными диспетчерами

ЦУКС) в аналогичных, неоднократно повторявшихся ситуациях, но с другими количествами распределяемых ресурсов и потребностями в них. Опытный ЛПР здесь выступает в роли учителя оптимизационных моделей. Для обучения моделей могут быть использованы статистические данные (возникающие ситуации и принятые решения), полученные как в режиме нормального функционирования, так и во время учений и тестирования ЛПР. Во время тестирования возникающие ситуации, требующие принятия решений (СТПР), могут специально подбираться таким образом, чтобы обеспечить максимально быстрое обучение моделей [77, 78, 102]. Для этого может быть использован инструментарий оптимального планирования эксперимента [7, 205, 232, 256, 395].

Следует отметить, что в других вариантах машинного обучения [139, 260], например, при обучении нейронных сетей (см. главу 5 данной работы), обратной задачей является регрессионный анализ, где в качестве модели, связывающей независимые (входные) переменные (признаки) с зависимыми (выходными), выступает уравнение регрессии (линейное или нелинейное). Однако, при использовании в качестве структуры нейросети стандартного перцептрона Розенблатта [322] не всякая взаимосвязь вход-выход может быть аппроксимирована уравнением регрессии. Поэтому в нейросетях существуют и другие структуры, позволяющие в той или иной степени адекватности представить (в процессе обучения модели) взаимосвязи вход-выход. Это, как правило, монотонные функции. Но существует огромное количество прикладных задач, в которых природа связи такова, что в зависимости от сочетаний входных значений выходные могут изменяться существенно нелинейно, релейно, могут существовать бифуркации и другие зависимости со сложной логикой. Оптимизационные модели, в том числе транспортного типа, относятся к категории моделей со сложной внутренней логикой взаимосвязи вход-выход, которые, используя технологию нейросетей, обучать не представляется возможным. В данной работе предлагаются другие технологии обучения моделей, использующие внутреннее специфическое устройство моделей, и, в частности, транспортные модели, рассматриваемые в данной главе. В каждой из оптимизационных моделей исследования операций, для ее эффективного обучения, важно учесть особенности внутренней структуры.

Такая концепция рассматривается в данной главе применительно к ТМ, а в следующих главах - для других типов оптимизационных моделей исследования операций. Общая технология исследования и применения машинообучаемых оптимизационных моделей исследования операций приведена на рис. 2.6.

Машинное обучение моделей (на основе решения обратной задачи) не является самоцелью, а обученные модели необходимы для поиска оптимального плана распределения ресурсов путем решения прямой задачи оптимизации. Поскольку учителем выступает опытный ЛПР (например, диспетчер или РТП), то, обученная на его решениях модель, должна отыскивать решения, по эффективности близкие к решениям этого ЛПР.

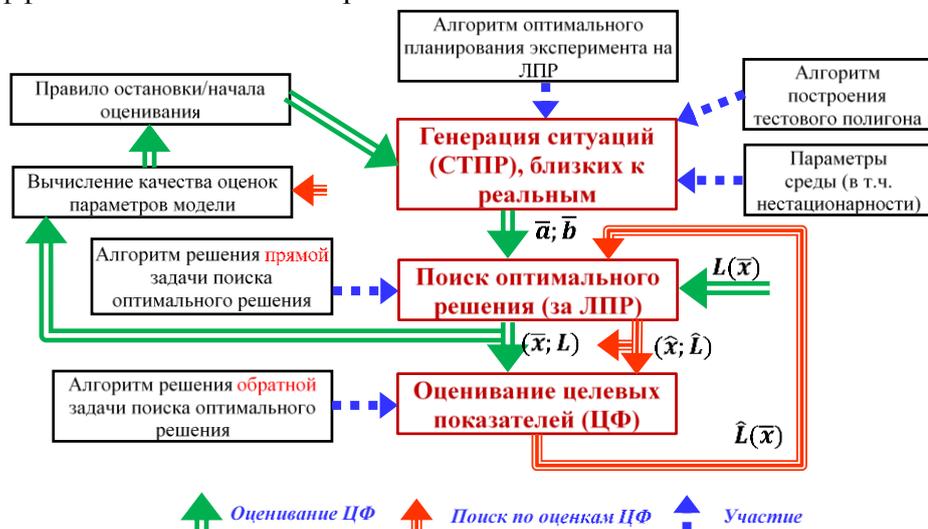


Рисунок 2.6 - Элементы логики исследования обратных задач принятия решений

На рис. 2.6 выделены 3 группы процедурных модулей с соответствующими контурами их взаимодействия:

1) модули, увязанные двойными (зелеными) стрелками, обеспечивают все элементы машинного обучения модели путем решения обратной задачи, в результате чего становятся известными оценки коэффициентов целевой функции, а значит и сама оценочная целевая функция $\hat{L}(\bar{x})$ может быть использована для решения прямой задачи вместо неизвестной функции предпочтений ЛПР $L(\bar{x})$. В этом контуре ситуации, требующие принятия решений (СТПР) могут возникать в естественной среде, но могут генерироваться в режиме деловой игры с любыми, необходимыми для целей исследования, параметрами и предлагаться ЛПР для выбора им решения;

2) в контуре с тройными (красными) стрелками с использованием обученной модели (по оценочной целевой функции $\hat{L}(\bar{x})$) решается прямая задача, результатом чего является множество значений искомым переменных (оценочный вектор \hat{x});

3) пунктирными (синими) стрелками показаны блоки-алгоритмы, участвующие в реализации соответствующих вычислительных процедур.

2.1.2. Особенности управления ликвидацией пожаров при одновременных вызовах

Проблемы, связанные с одновременными вызовами, рассматриваются на протяжении достаточно длительного времени [48-52, 369, 370]. Как отмечалось в этих работах само понятие одновременных вызовов трактовалось по-разному - в некоторых работах к категории одновременных относят все вызовы, которые попадают в один трехчасовой интервал (вне зависимости от их продолжительности), в других - те вызовы, по которым перекрываются интервалы обслуживания пожаров (время чистого перекрытия). На наш взгляд, второй вариант более объективно отражает свойство одновременности пожаров. Именно эти случаи и приведены в качестве примера на рис. 2.5. Именно для таких ситуаций возникает задача оптимального распределения сил и средств, находящихся в распоряжении центров управления, по нескольким пожарам.

Для той же имитированной реализации последовательности пожаров, которая приведена на рис. 2.5, локальные кратности пожаров, как следствие локальных всплесков интенсивности потока событий, приведены на рис. 2.7.

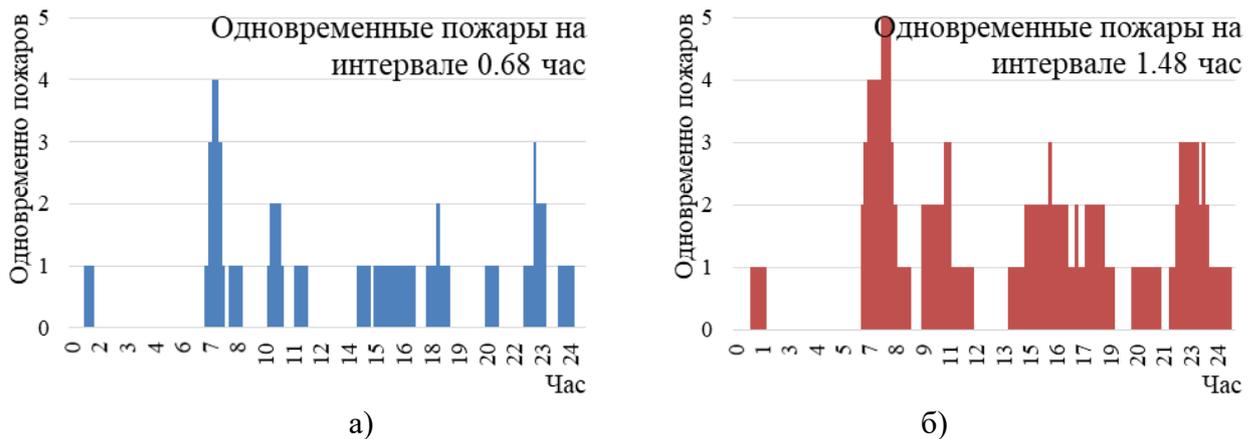


Рисунок 2.7 - Временная диаграмма кратности пожаров

На рис. 2.7 а) приведено количество пожаров, которые могут происходить одновременно при наиболее вероятной их продолжительности (см. рис. 2.4 б) в 0,68 часа. На рис. 2.7 б) приведена диаграмма количества одновременных пожаров, если их продолжительность составляет 1,48 часа. Вероятность такой продолжительности, в соответствии с распределением, приведенным на рис. 2.4 б составит 0,01, что является крайне редким случаем, но если он происходит, то возникает потребность в принятии решений и в такой ситуации. Рис. 2.7, помимо

возможных кратностей одновременных пожаров, иллюстрирует и локальные неоднородности (нестационарность) интенсивностей вызовов. На некоторых, случайно расположенных на оси времени интервалах, локальные интенсивности отличаются от средней, вычисленной по статистическим данным за длительный промежуток времени (обычно год). На тех же имитированных статистических данных вычислены локальные интенсивности $\lambda(\tau_{\text{обсл}})$ как оценки на скользящих интервалах 0,68 часа и 1,48 часа, аналогичных рис. 2.7. Графики изменения локальных интенсивностей, а также средняя за год $\lambda_{\text{средн}}$, приведены на рис. 2.8, откуда видно, что пиковые значения могут превышать среднегодовые значения в 5-10 раз.

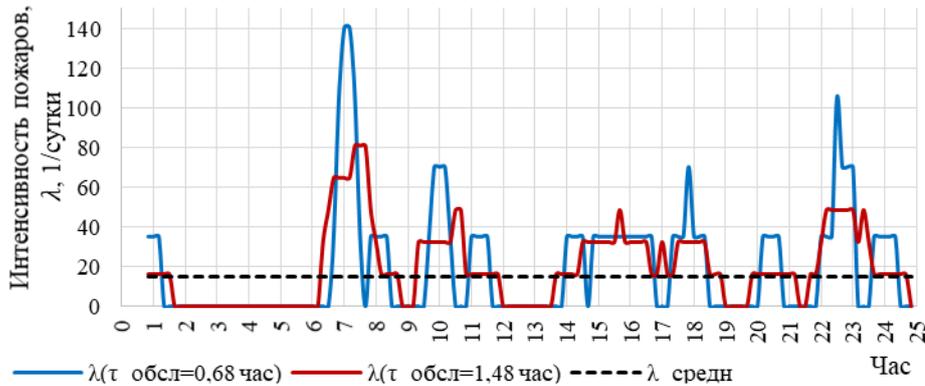


Рисунок 2.8 - Локальные интенсивности пожаров на суточной реализации

Следует отметить, что здесь приведена одна из рядовых дневных реализаций потока пожаров, сгенерированная для реальных средних значений количества пожаров в Москве. Это еще раз свидетельствует о том, что одновременные пожары не такая уж большая редкость и в эти моменты необходимо принимать эффективные решения по распределению СИС.

Приведенные иллюстрации показывают те количества одновременных пожаров, которые могут случаться в реальной практике, однако, существуют и расчетные соотношения, позволяющие в рамках вероятностной парадигмы оценить возможные количества одновременных вызовов и одновременных пожаров в зависимости от интенсивности потока и средней продолжительности обслуживания [50, 51, 56]. Приведем некоторые из таких моделей и оценки соответствующих вероятностей возникновения одновременных пожаров.

Как отмечается в ряде работ [48-52, 370], следует различать одновременные вызовы и одновременные пожары, поскольку не всякий вызов переходит в пожар. Те одновременные вызовы, которые не переходят в пожары, требуют, в первую очередь, обеспеченности личным составом и пожарной техникой. Для одновременных же пожаров актуальным становится обеспеченность противопожарным водоснабжением и другими средствами тушения.

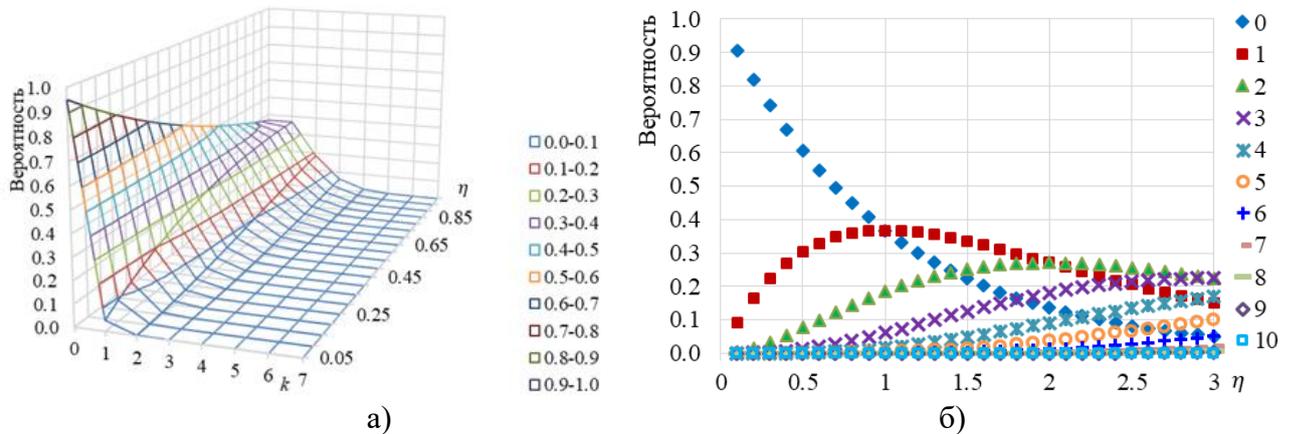
Согласно [56], распределение вероятностей p_k того, что в течение среднего времени обслуживания пожара $\tau_{\text{обсл}}$ возникнет ровно k пожаров может быть определено по следующей формуле:

$$p_k = \frac{(\lambda\tau_{\text{обсл}})^k}{k!} e^{-\lambda\tau_{\text{обсл}}} = \frac{\eta^k}{k!} e^{-\eta}. \quad (2.10)$$

По форме - это распределение Пуассона, в котором произведение $\lambda\tau_{\text{обсл}} \triangleq \eta$ (или $\eta = \lambda/\mu$, где μ - интенсивность или плотность потока обслуживания) называют *приведенной (или относительной) плотностью потока*. Оно интерпретируется как среднее количество вызовов, поступающих диспетчеру, за интервал времени, равный среднему времени обслуживания одного вызова. В этом распределении абсолютные значения λ и μ значения не имеют, а важно лишь их отношение. Как показано в [56] для городов с численностью населения от 200 до 800 тыс. чел. по статистическим данным величина этого отношения $\eta \in [0,1; 0,2]$, для приведенных выше статистических данных для Москвы это отношение $\eta \cong 0,47$. В табл. 2.6 приведены расчетные значения для $\eta \in [0,05; 1]$ и для $k = \overline{1,7}$. Эти диапазоны исчерпывают все реально встречающиеся на практике значения. На рис. 2.9 приведена иллюстрация этих зависимостей.

Таблица 2.6 - Распределения вероятностей для различных значений количества одновременных вызовов

		Количество одновременных вызовов k							
		0	1	2	3	4	5	6	7
Относительная плотность потока η	0,05	0,9512	0,0476	0,0012	0	0	0	0	0
	0,1	0,9048	0,0905	0,0045	0,0002	0	0	0	0
	0,15	0,8607	0,1291	0,0097	0,0005	0	0	0	0
	0,2	0,8187	0,1637	0,0164	0,0011	0,0001	0	0	0
	0,25	0,7788	0,1947	0,0243	0,0020	0,0001	0	0	0
	0,3	0,7408	0,2222	0,0333	0,0033	0,0003	0	0	0
	0,35	0,7047	0,2466	0,0432	0,0050	0,0004	0	0	0
	0,4	0,6703	0,2681	0,0536	0,0072	0,0007	0,0001	0	0
	0,45	0,6376	0,2869	0,0646	0,0097	0,0011	0,0001	0	0
	0,5	0,6065	0,3033	0,0758	0,0126	0,0016	0,0002	0	0
	0,55	0,5769	0,3173	0,0873	0,0160	0,0022	0,0002	0	0
	0,6	0,5488	0,3293	0,0988	0,0198	0,0030	0,0004	0	0
	0,65	0,5220	0,3393	0,1103	0,0239	0,0039	0,0005	0,0001	0
	0,7	0,4966	0,3476	0,1217	0,0284	0,0050	0,0007	0,0001	0
	0,75	0,4724	0,3543	0,1329	0,0332	0,0062	0,0009	0,0001	0
	0,8	0,4493	0,3595	0,1438	0,0383	0,0077	0,0012	0,0002	0
0,85	0,4274	0,3633	0,1544	0,0437	0,0093	0,0016	0,0002	0	
0,9	0,4066	0,3659	0,1647	0,0494	0,0111	0,0020	0,0003	0	
0,95	0,3867	0,3674	0,1745	0,0553	0,0131	0,0025	0,0004	0,0001	
1	0,3679	0,3679	0,1839	0,0613	0,0153	0,0031	0,0005	0,0001	

Рисунок 2.9 - Двухпараметрическое распределение вероятностей k вызовов

Из приведенного дискретного распределения видно, что количество одновременных вызовов даже при большой относительной плотности потока (на рис. 2.9 а - до 1, на рис. 2.9 б - до 3) имеют отличные от нуля значения (в третьем знаке) не более чем для 6-ти одновременных вызовов. Но значимые для практики уровни вероятностей могут быть определены и по продолжительности периодов той или иной кратности вызовов в течение года [56]. Для этого следует воспользоваться формулой для определения такой продолжительности:

$$T_k = T p_k, \quad (2.11)$$

где T - годовой интервал, измеренный в часах (7860 часов); T_k - продолжительность времени всех k одновременных пожаров. Тогда значимой можно считать такую вероятность p_k , которая приводит к продолжительности не менее среднего времени обслуживания пожара ($\tau_{\text{обсл}}$). С учетом этого для того, чтобы можно было признать вероятность p_k значимой, необходимо, чтобы для нее выполнялось следующее неравенство:

$$p_k \geq \frac{\tau_{\text{обсл}}}{T}, \quad (2.12)$$

согласно которому для приведенных выше статистических данных для Москвы порог

вероятности составляет около 0,0001, который и послужил порогом округления в табл. 2.6.

Таким образом, *максимальное количество одновременных вызовов*, при очень высокой относительной интенсивности потока пожаров, *не превысит семи*. Это количество необходимо для определения максимальной размерности транспортной таблицы при использовании машинообучаемой транспортной модели для оптимального распределения подразделений по вызовам.

Расчеты, выполненные по формулам (2.10)-(2.12), основаны на выкладках, приведенных в [56] и построенных на предположении, что параметры λ и μ (т.е. $\tau_{\text{обсл}}$) независимы. Однако, проведенный выше (в п. 2.1.1) регрессионный анализ показал наличие такой зависимости, выявленной по официальным статистическим данным [297]. Эта зависимость, приведенная к общим единицам измерения (единицы пожаров и часы) и выраженная через плотности потоков, имеет вид:

$$\tau_{\text{обсл}} = \frac{1}{\mu} = \theta_0 + \theta_1 \lambda, \quad (2.13)$$

где $\theta_0 = 0,524$; $\theta_1 = 0,0214$. Тогда относительная плотность потока может быть выражена только через плотность потока вызовов λ :

$$\eta = \frac{\lambda}{\mu} = \lambda(\theta_0 + \theta_1 \lambda). \quad (2.14)$$

Если в среднем (по Москве для приведенных выше данных) $\lambda = 0,63$ пож/час, то в локальных пиках (см. рис. 2.8) эта величина составляла $\lambda = 5,85$ пож/час. Для такой плотности потока вызовов, согласно (2.14) $\eta = 3,8$, а среднее время обслуживания пожара увеличивается с $\tau_{\text{обсл}} = 0,54$ час. до $\tau_{\text{обсл}} = 0,65$ час., что составляет рост в 21%.

Учитывая то обстоятельство, что регрессионные модели (2.4)-(2.6) отражают зависимости видов ущерба от количества пожаров в городах (т.е. и от соответствующего потока вызовов), локальное увеличение потока вызовов приводит к росту ущерба в эти периоды.

2.2. Модели распределения ресурсов пожарных частей при одновременных вызовах

В данном разделе рассматриваются вопросы адаптивного управления распределением сил и средств (СиС) на уровне гарнизона ГПС. Идеи адаптивного управления социально-экономическими объектами разрабатывались достаточно давно [10, 14, 63, 64, 147-149, 238, 412-417]. В работах [10, 14] авторы утверждают, что в идеале социально-экономические объекты всех уровней должны обладать высокой степенью приспособляемости, подобно живым организмам в природе, имея в виду способность социально-экономических объектов адаптироваться к неблагоприятным внешним возмущениям, перестраивая свою структуру или изменяя параметры. При этом функции адаптации к воздействиям среды выполняет именно социальная составляющая (менеджеры, операторы и т. п., т.е. лица, принимающие решения — ЛПР), т.к. алгоритмическая компонента в настоящее время еще недостаточно развита и ей отводится лишь роль вычислительной поддержки. В рамках такой технологии адаптации опыт приспособляемости накапливается только у ЛПР, а при его смене или иной форме отсутствия приобретенный системой опыт утрачивается, что снижает эффективность ее функционирования.

В настоящем подразделе (и в следующих тоже, но на иных моделях) рассматривается *другой аспект адаптации*, в рамках которого опыт приспособляемости остается в системе даже при временном или постоянном изъятии из нее ЛПР.

В данной главе такой подход реализуется на базе модели транспортного типа (*транспортная модель* - ТМ), в исследовании операций называемой *транспортной задачей*, однако заметим, что к перевозкам каких бы то ни было товаров из пункта «А» в пункт «В» рассматриваемая модель не имеет отношения. Хранилищем опыта ЛПР являются модели (в контексте нашей задачи - ТМ), параметры которых (а в некоторых случаях и структура) настраиваются по решениям, принятым ЛПР в тех или иных ситуациях. Эти модели аппроксимируют предпочтения ЛПР в реальном масштабе времени, учитывая изменчивость и нестационарность среды, и являются своеобразными «консервами» опыта ЛПР, которые, как и консервы, могут иметь ограниченный срок годности в силу нестационарности внутренних

характеристик системы и внешней среды. Подобные «консервы» могут быть использованы в системе без непосредственного участия ЛПР – донора опыта или с его минимальным участием, а также, возможно, с участием других ЛПР, управляющих теми же или аналогичными объектами. Такие накопители опыта ЛПР отражают его предпочтения в виде критериев и целевых функций.

Помимо свойства отделимости опыта (целевых предпочтений) ЛПР от его носителя, предлагаемая технология выполняет еще такую важную роль, как свертка многих целевых показателей, практически всегда имеющих место в реальной практике управления, в скалярную целевую функцию, аппроксимирующую вектор целевых показателей, часть из которых может учитываться ЛПР лишь подсознательно.

Необходимость формализации опыта ЛПР и использования его в процедурах управления отмечали некоторые авторы [242, 243, 331, 332, 472-474]. А следуя Г. Саймону [331, 332, 472-474], все ситуации принятия решений в практике управления социально-экономическими объектами можно разделить на структурированные и неструктурированные, причем все процедуры со временем должны переходить в разряд структурированных и выполняться в автоматизированных информационно-управляющих системах (АИУС) в человеко-машинном режиме, как часть СППР.

Настройка параметров и/или структуры модели на основании данных, поступающих от учителя (ЛПР) или оцениваемых учителем, в последнее время нашло большое количество разнообразных воплощений. Подобные технологии относятся к сфере *машинного обучения* (с учителем). Однако, в них не акцентируется внимание на том, что контекстом обучения моделей является принятие решений. В них целью является модель, а учителем может быть, как правило, любой человек, т.к. вопросы задаются простые, не требующие большого опыта принятия решений (например, при распознавании букв учитель должен назвать букву и т.п.). К подобным системам относятся, в том числе, нейронные сети, распознающие объекты на изображениях и т.п.).

В рамках же предлагаемой технологии построенная (настроенная с учителем) модель не является самоцелью, а строится для ее использования в системе управления. Упрощенная схема управления приведена на рис. 2.10 (без такой модели, традиционная - рис. 2.10 а, и с моделью - рис. 2.10 б).

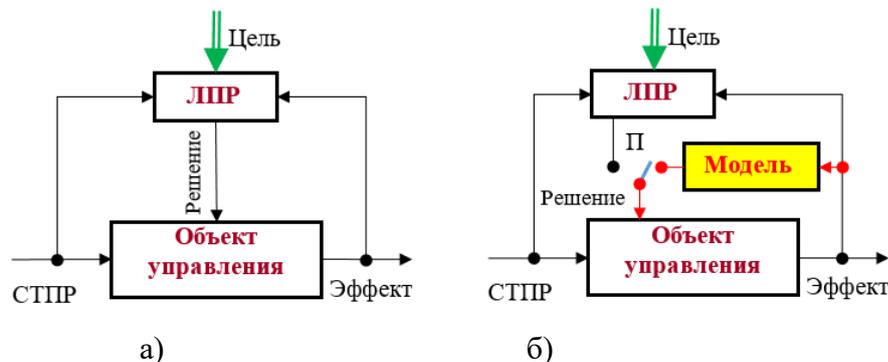


Рисунок 2.10 - Схема использования модели ЛПР в контуре управления

На рис. 2.10 б) ЛПР, действуя с определенной целью, при возникновении ситуации, требующей принятия решения (СТПР), принимает решение и передает его для исполнения на объект управления, где в результате его исполнения появляется некоторый эффект, отображаемый в виде показателей (например, показателей ущерба от пожара). В случае использования модели в контуре управления переключатель «П», подключаясь к ЛПР, обеспечивает традиционную схему управления (рис. 2.10. а), а подключаясь к модели, настроенной по опыту ЛПР, заменяет его, управляя объектом с той же эффективностью, которую обеспечивал ЛПР (, т.к. модель настроена по его предпочтениям). Таким образом, при наличии модели возникает возможность управления объектом *по одному из двух контуров* - непосредственно ЛПР и с помощью модели.

Важной особенностью двухконтурного управления является то, что модель может

управлять в темпе, существенно более высоком, чем это делает ЛПР, что очень важно в условиях острого дефицита времени, характерного для процессов ликвидации пожаров.

Приведенная схема весьма условна, а детально ее элементы рассмотрены далее.

В данной главе рассмотрены особенности и свойства использования транспортной модели (ТМ) в качестве «консервов» опыта управления процессом тушения одновременных пожаров или обслуживания одновременных вызовов. Исследование выполнено на основе имитационных экспериментов с использованием надстроек «Анализ данных» и «Поиск решений» *MS Excel*. Для большей наглядности представления результатов, но без потери общности, были использованы модели минимальной размерности, построенные на основании использования реальных статистических данных о пожарах в РФ.

2.2.1. Прямая и обратная постановки распределительной задачи транспортного типа

Транспортная модель относится к тому разделу исследования операций [365, 478], который называется *математическим программированием*. Существенную долю моделей этого раздела, используемых в различных практических приложениях, занимают *задачи (модели) линейного программирования (ЗЛП)*. Транспортная задача (транспортная модель - ТМ) является одной из разновидностей задач линейного программирования. Подвидом ТМ является задача о назначениях (ЗоН).

ТМ выделены в самостоятельную группу в силу ее специфической структуры, что позволяет более эффективно решать ее с помощью специально разработанных методов, ориентированных на ручной расчет [365, 478]. Однако современные программные и вычислительные средства позволяют использовать стандартные средства решения ЗЛП, предварительно преобразовав ТМ в ЗЛП. Далее покажем, каким образом можно представить исходную постановку ТЗ в виде стандартной ЗЛП. Это обстоятельство позволяет реализовать адаптивный вариант ТЗ, опираясь на аналогичные средства ЗЛП [77, 78, 102].

Приведем постановку прямой и обратной транспортной задачи (ТЗ).

Прямая транспортная задача

Приведем сначала содержательную постановку задачи в контексте управления ликвидацией пожаров на территории города (рис.2.3).

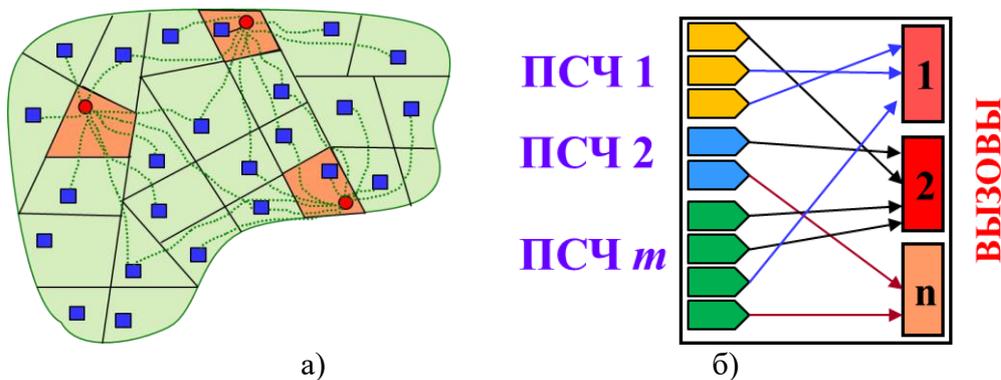


Рисунок 2.11 - Ситуация одновременных вызовов

На рис. 2.11 схематично показана рассматриваемая ситуация (СТПР), когда одновременно в разных районах города возникает несколько пожаров (на рисунке - три), которые необходимо ликвидировать, привлекая силы и средства пожарно-спасательных частей (ПСЧ) гарнизона. Задача ЛПР (диспетчера гарнизона) заключается в том, чтобы в соответствии с рангом пожара, назначить (привязать) пожарные части к пожарам. Здесь рассматривается ситуация, когда ЛПР в своем выборе варианта решения не привязан жестко к расписанию выездов [271].

При своем выборе ЛПР учитывает много различных показателей, часть из которых может иметь явное математическое представление, а часть учитывается им на интуитивном уровне и на информации предыдущих периодов. При этом ЛПР учитывает свои априорные знания об

объектах ликвидации пожаров, состоянии дорожной сети и источников водообеспечения. В комплексном учете этих многочисленных разнородных факторов и проявляется его опыт, который позволяет построить такой план распределения (назначения) пожарных частей по объектам ликвидации пожаров, который, будучи реализованным, обеспечит некоторые значения показателей ущерба от пожаров по этим объектам. У опытного ЛПР эти показатели будут лучше, чем у неопытных.

Текущая ситуация в этой задаче заключается в том, что на момент возникновения СТПР имеется некоторое текущее множество (количеством m) боеготовых ПСЧ. Причем состав этого множества (соответственно и количество) постоянно меняется, т.к. некоторая техника в ПСЧ еще не восстановилась (не боеготова) после выезда на пожар, в каких-то ПСЧ может быть некомплект личного состава и/или оборудования и т.п. (задачи мониторинга текущего состояния сил и средств рассмотрены в главе 4 данной работы). Необходимое количество ПСЧ из множества m готовых может быть назначено для тушения n пожаров. Если бы существовало ограничение - не более одной ПСЧ на один пожар, то такую ситуацию можно было бы описать частным вариантом транспортной модели, называемой *задачей о назначениях* (ЗоН). Однако, здесь таких ограничений не накладывает, т.к. на один пожар может привлекаться несколько ПСЧ, а это - типичная транспортная задача.

Математическая постановка задачи заключается в следующем.

Все боеготовые ПСЧ образуют множество источников однородных ресурсов, где в каждой ПСЧ имеется известное для ЛПР количество этих ресурсов (например, автоцистерн - АЦ) - a_i , где $i = \overline{1, m}$. Каждый из одновременных пожаров, в соответствии со своими рангами требует определенного количества ресурсов этого же типа - b_j , где $j = \overline{1, n}$. Здесь номер пожара соответствует номеру района (территориального участка) города, в котором может возникнуть пожар.

На перемещение одной единицы ресурса от i -го источника (т.е. i -ой ПСЧ) к j -ому получателю (району места вызова, пожара) требуется затратить c_{ij} средств (ресурсов). Эти издержки отражают целевые показатели и могут выражаться в самых разных единицах измерения, например, финансовые затраты на переезд (перевозку), затраты времени, показатели ущерба и др. В общем виде c_{ij} имеет смысл некоторого обобщенного показателя издержек (затрат). Забегая вперед, можно сказать, что содержательный смысл c_{ij} , не имеет значения для конечного использования данной модели, т.к. именно оценки c_{ij} и будут определены в процессе машинного обучения модели (решения обратной задачи) по наблюдениям за решениями ЛПР, т.е. по данным учителя. Поэтому будем считать c_{ij} обобщенными издержками, а при необходимости иллюстрации свойств модели можно придавать этим параметрам смысл затрат времени на перемещение одной единицы ресурса от источника к потребителю.

С учетом этого задача распределения ресурсов по потребителям заключается в определении величин x_{ij} - количества ресурсов, которое следует выделить (переместить) от i -го источника к j -му получателю. При этом совокупные издержки на все перевозки по данной ситуации должны быть минимальными из возможных.

Ситуация, требующая принятия решения (СТПР) в такой задаче характеризуется парой векторов $\{\bar{a}, \bar{b}\}$ (здесь $\bar{a} = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_m]^T$; $\bar{b} = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_n]^T$; T - символ транспонирования), т.е. - множеством значений наличия ресурсов во всех источниках и множеством значений потребностей этих же ресурсов у всех потребителей. Все параметры ТЗ принято [365, 478] представлять в виде так называемой транспортной таблицы (см. табл. 2.7). В прикладных задачах такого типа обычно сумма имеющихся ресурсов не равна сумме потребностей в них. Этот тип задач называют *несбалансированным*.

Применительно к задаче ликвидации пожара в обычной ситуации, количество имеющихся ресурсов существенно больше потребных. Однако все методы решения прямой ТЗ ориентированы на *сбалансированные* задачи. Стандартный прием преобразования несбалансированной задачи в сбалансированную заключается во введении дополнительной (фиктивной) строки или столбца, поглощающего всю несбалансированность.

Таблица 2.7 - Транспортная таблица

	ВЫЗОВ 1	ВЫЗОВ 2	...	ВЫЗОВ n	a_i
ПСЧ 1	$c_{11} ; x_{11}$	$c_{12} ; x_{12}$...	$c_{1n} ; x_{1n}$	a_1
ПСЧ 2	$c_{21} ; x_{21}$	$c_{22} ; x_{22}$...	$c_{2n} ; x_{2n}$	a_2
...
ПСЧ m	$c_{m1} ; x_{m1}$	$c_{m2} ; x_{m2}$...	$c_{mn} ; x_{mn}$	a_m
b_1	b_1	b_2	...	b_n	

Для пожарного контекста (избыток предложения) следует добавить «фиктивный пожар», т.е. столбец в транспортной таблице с нулевыми значениями c_{ij} . Тогда задача станет сбалансированной и классическая математическая постановка ТЗ будет следующей [75, 365, 478].

Целевая функция (ЦФ) прямой ТЗ имеет вид:

$$L(X) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij}x_{ij}, \quad (2.15)$$

где L - целевой показатель, отражающий совокупные издержки; $X = \|x_{ij}\|_{mn}$ - матрица искомых переменных задачи; $C = \|c_{ij}\|_{mn}$ - матрица транспортных издержек.

СТПР определяется совокупностью двух векторов $\{\bar{a}, \bar{b}\}$, которые для сбалансированной ТЗ должны удовлетворять следующим ограничениям:

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = a_i, \quad i = 1, \dots, m; \quad (2.16)$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = b_j, \quad j = 1, \dots, n; \quad (2.17)$$

$$x_{ij} \geq 0, \quad i = 1, \dots, m; \quad j = 1, \dots, n. \quad (2.18)$$

Если элементы платежной матрицы имеют смысл потерь (издержек, ущерба), то критерий ТЗ имеет вид:

$$X_{opt} \rightarrow \underset{X}{arg \min} L(X). \quad (2.19)$$

Таким образом, соотношения (2.15) - (2.19) представляют собой постановку *прямой ТЗ*, результатом решения которой является оптимальное распределение имеющихся ресурсов (например, АЦ в ПСЧ) по потребителям (пожарам, вызовам).

Замечания

1. Следует отметить, что приведенная постановка прямой задачи отражает каждую конкретную ситуацию одновременных вызовов, а это значит, что количество строк в ТЗ будет постоянным для данного города (содержащим все имеющиеся ПСЧ), но меняться будут лишь значения a_i , отражающие готовность ПСЧ. А количество столбцов ТЗ будет каждый раз разным и, как показано в предыдущих подразделах и в [56], небольшим (2, 3, 4, 5, 6). В этом количестве учтено то, что в ТЗ *один столбец всегда будет добавлен для обеспечения сбалансированности задачи, даже если вызов/пожар один*. Состав конкретных районов возникновения пожаров может меняться каждый раз, при этом весь состав районов участвовать при очередной СТПР никогда не будет. Однако, будем считать, что такая *метамодель* существует и отражает полную информацию об объекте управления. Также можно считать, что, при всякой новой СТПР ТЗ включает полную транспортную таблицу, но в векторе \bar{b} ненулевыми будут только потребности районов, в которых случились одновременные вызовы/пожары, а остальные - нулевыми. Поэтому

в дальнейшем будем считать, что машинному обучению подвергается именно метамодель, но по частям - лишь в тех фрагментах, которые соответствуют возникшим пожарам. При этом каждый пожар и каждый источник ресурсов (ПСЧ) привязаны к своим районам (см., например, карту районов Москвы в приложении 1). Если дислокация ПСЧ остается неизменной от одного вызова к другому, то места пожаров всякий раз варьируются в пределах своего района, что неизбежно вносит случайные составляющие в показатели реагирования. Однако, этот фактор в предлагаемой технологии управления учтен и моделирование показало, что на машинное обучение принципиального влияния не оказывает, лишь приводит к некоторому увеличению скорости обучения модели.

2. Поскольку ТЗ ориентирована на однородный распределяемый ресурс, а в реальной пожарной практике их больше одного (кроме АЦ это еще автонасосы, пожарные лестницы и т.п.), то это обстоятельство можно учесть построением для каждого распределяемого ресурса своей ТЗ.

Общая схема использования транспортной модели в управлении ликвидацией пожаров приведена на рис. 2.12.

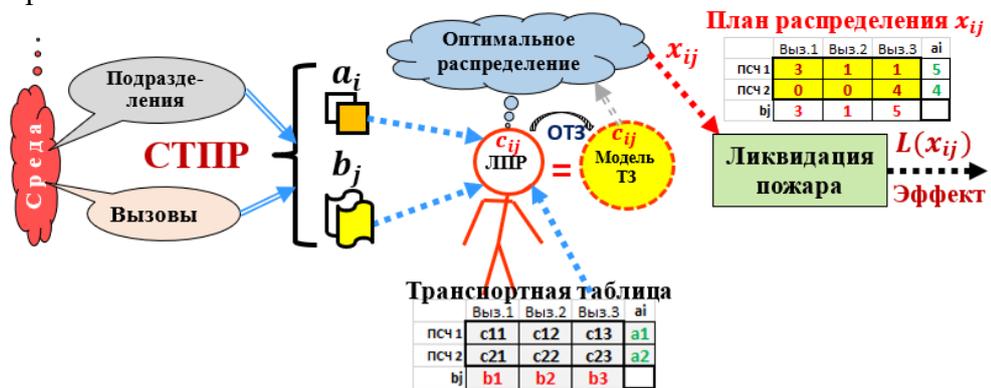


Рисунок 2.12 - Схема применения транспортной модели при управлении ликвидацией пожаров

На данной схеме транспортная модель представлена своими коэффициентами c_{ij} в транспортной таблице, которые, как будет показано далее, определяются в результате машинного обучения на основе решения *обратной транспортной задачи* (ОТЗ). В параметрах ТЗ как «черный ящик» можно представить как на рис. 2.13.

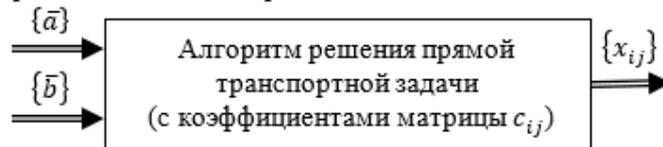


Рисунок 2.13 - Взаимосвязь параметров прямой ТЗ

Традиционно ТЗ, при всех известных параметрах транспортной таблицы, решается с использованием специфических для нее методов [75, 365, 478] таких, как метод северо-западного угла, метод минимального элемента, метод аппроксимации Фогеля, метод потенциалов, метод дифференциальных рент и др. Однако, эти методы больше подходят для ручного поиска решения. В современных условиях, поскольку ТЗ относится к группе задач линейного программирования (ЗЛП), проще свести ее к ЗЛП и решить одним из стандартных методов решения ЗЛП, а затем полученное решение преобразовать в решение ТЗ.

Для использования ТЗ в целях распределения ресурсов при одновременных вызовах, из трех групп участвующих в задаче параметров (\bar{a}, \bar{b}, C) первые две отражают значения текущей СТПП, т.е. становятся известной автоматически, а третья, как правило, должна быть обоснована или определена (задана) экспертами, но в любом случае она должна адекватно отражать систему предпочтений ЛПП. В практических задачах крайне сложно обосновано задать все значения транспортной (платежной) матрицы. Но если даже эти параметры заданы, то в большинстве практических приложений в процессе эксплуатации системы могут действовать внешние

факторы, приводящие к изменчивости системы предпочтений, а значит и элементов матрицы C . Т.е. эти элементы нестационарны, изменчивы во времени. Эти два вида неопределенности в работе называются, соответственно, априорной и текущей неопределенностью.

Адаптивный подход, предложенный в данной работе, и позволяет за счет машинного обучения модели на основе решения обратной транспортной задачи (ОТЗ), снять эти неопределенности, что, в отличие от традиционной схемы решения ТЗ, обеспечивает высокий уровень адекватности модели (ТЗ) предпочтениям ЛПР, а значит и высокую степень *согласованности* системы предпочтений ЛПР и транспортной модели.

Алгоритм машинного обучения распределительной модели

В современных методах и алгоритмах машинного обучения [139, 322] различают две основных группы - *обучение с учителем* и *обучение без учителя*. В схеме обучения с учителем исследуемый объект представляется в парадигме кибернетики «черным ящиком» с неизвестной структурой и параметрами, а доступны для наблюдения лишь его входы и выходы, т.е. на объект можно подавать *стимулы* и получать *реакцию* объекта на них. Эта совокупность прецедентов (пар «стимул-реакция») называется *обучающей выборкой*. Задача обучения с учителем (с подкреплением) заключается в восстановлении зависимости «вход-выход» (т.е. модели объекта, как «черного ящика»), пригодной для прогнозирования ответов (отклика) по входным сигналам (стимулам). Для измерения качества прогнозов формируется некоторая мера (функционал) качества, отражающая степень адекватности модели объекту.

Подобные схемы обучения моделей широко применяются достаточно давно. Так, в регрессионном анализе [163, 334] по выборкам наблюдений «стимул-реакция» алгоритмы восстанавливают параметры моделей. Это статические модели, не зависящие от времени. В теории динамических систем [47, 220], в частности в стохастической теории автоматического управления [336, 337], по выборкам «входной сигнал-реакция» строятся динамические модели в виде передаточных и/или импульсных переходных функций. Здесь задачи обучения моделей называются динамической *идентификацией* объектов. Идея распознавания и описание некоторыми моделями объектов, как черных, так и серых, ящиков в прикладных областях используется достаточно широко. Попытки построения неких моделей человека также встречается на практике, например, в прикладной психологии - распознавание типа личности и других характеристик по тестам (стимулы) и ответам на них (реакция). В экспертных системах (ЭС) также некоторые математические конструкции (условные вероятности в байесовских ЭС или правила продукции в продукционных ЭС) настраиваются/обучаются по наборам данных типа «стимул-реакция», полученным от экспертов.

В контексте данной работы в качестве объекта («черного ящика»), модель которого надо построить, выступает ЛПР, на вход которого поступают СТПР (пары векторов наблюдений $\{\bar{a}, \bar{b}\}$), а на выходе - решения (матрицы распределения ресурсов - $X = \|x_{ij}\|_{mn}$). При этом, в отличие от классической задачи «черного ящика», рассматривается «серый ящик», для которого структура модели задана в виде транспортной модели, а априори неизвестными считаются лишь коэффициенты транспортной таблицы $C = \|c_{ij}\|_{mn}$. Тогда схематически задача машинного обучения транспортной модели (построение распределительной модели ЛПР) может быть представлена в виде, приведенном на рис. 2.14.

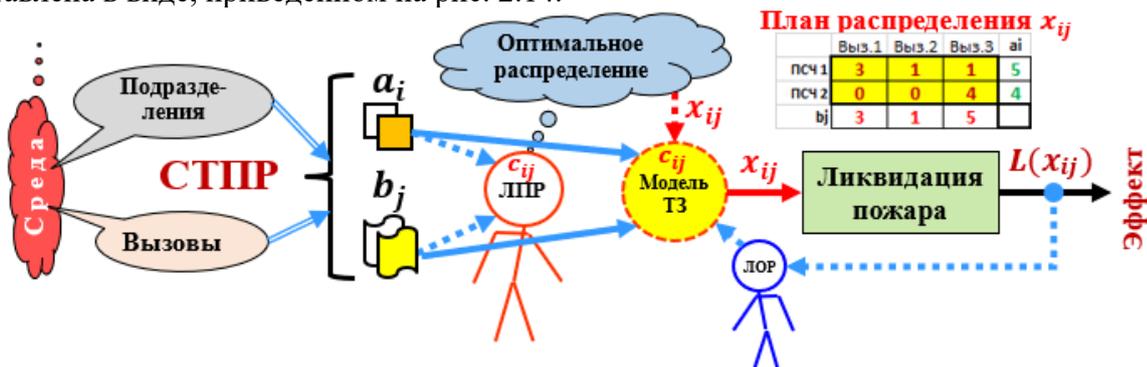


Рисунок 2.14 - Схема обучения транспортной модели и ее последующего использования

Здесь показано, что процесс обучения модели ТЗ строится на основании СТПР, представленной набором векторов наблюдений $\{\bar{a}, \bar{b}\}$ и по решениям, принятым ЛПР $X = \|x_{ij}\|_{mn}$, которые, однако, проходят по контуру обратной связи через *лицо, оценивающее решения* (ЛОР). И эта оценка дается только после реализации ЧС (пожара) и получения значений полученного эффекта, например, в единицах ущерба.

В практике ГПС роль ЛОР выполняют процедуры анализа (разбора) каждого пожара, в результате чего принятые решения квалифицируются как удачные (хорошие, приемлемые, эффективные) и неудачные. При этом в дальнейшей пожарной практике учитываются те и другие, а в контуре обратной связи для обучения модели, как это и принято в практике машинного обучения, участвуют лишь удачные решения. Следует отметить, что, если заведомо известно, что опытность ЛПР не вызывает сомнений, то в обучении модели участвует вся выборка без классификации ее ЛОР, что означает постоянную положительную оценку принятого решения со стороны ЛОР.

Схема взаимосвязи параметров модели при ее машинном обучении (с учетом только удачных решений) приведена на рис. 2.15.

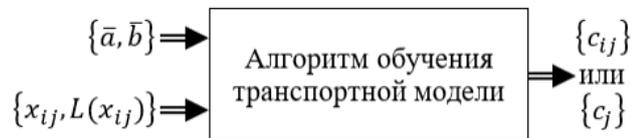


Рисунок 2.15 - Взаимосвязь параметров при обучении модели

В практике машинного обучения самых различных моделей [139] построение эффективного алгоритма обучения является самостоятельной, часто нетривиальной, задачей.

Так, в нейронных сетях используется концепция «серого ящика», в рамках которой структура сети задается эвристически, а задача обучения выполняется с помощью того или иного алгоритма скалярной оптимизации (поиска минимума некоторой меры ошибки/невязки, чаще суммы квадратов ошибок прогноза). При этом задача обучения решается как одношаговая, в которой есть обучающая выборка, «перерабатываемая» которую, алгоритм обучения выдает готовые параметры модели (хотя внутри алгоритма возможны итерационные процедуры). Если вдруг появляются новые данные (дополняется обучающая выборка), то процесс обучения повторяется заново.

В регрессионном анализе, при идентификации динамических систем, в обучении экспертных систем кроме одношаговых алгоритмов обучения широко практикуются и рекуррентные алгоритмы обучения моделей. Т.е. при появлении новой пары «стимул-реакция» уже существующие параметры модели можно обновить. Такие алгоритмы обеспечивают большую гибкость и скорость обучения при эксплуатации модели. В нашем исследовании, в данной и последующих главах, алгоритмы обучения, если позволяет конструкция модели, строятся по рекуррентной схеме.

В рекуррентной схеме обучения транспортной модели предполагается, что имеется некоторый начальный (априорный) вариант элементов c_{ij} платежной матрицы (транспортной таблицы). Эти начальные оценки и будут уточняться на каждой итерации обучения модели по мере поступления новой «порции» данных («стимул-реакция»). Таким образом, общая последовательность этапов включает следующие.

1. ЛПР на основании данных об очередной ситуации, требующей принятия решения (СТПР), представленной совокупностью двух векторов $\{\bar{a}, \bar{b}\}$, составляет план распределения ресурсов (автоцистерн и др.) по вызовам/пожарам, основываясь на собственных (интуитивных, основанных на его опыте) представлениях о платежах (матрица C). Результатом этого является матрица X . Т.е. ЛПР решает прямую ТЗ не формальными методами, а основываясь только на своем опыте и интуиции.

2. Найденное решение X реализуется на практике, в результате чего ЛПР (и ЛОР) наблюдает эффект $L(X)$.

3. ЛОР/ЛПР, по результатам наблюдения совокупности $\{\bar{a}, \bar{b}, X, L(X)\}$ дает оценку принятого решения $q \in \{0; 1\}$ – хорошее оно или плохое (т.е. оптимальное или неоптимальное по его мнению).

4. По совокупности данных $\{\bar{a}, \bar{b}, X, q\}$ уточняются (подстраиваются) значения оценок платежной матрицы C , которые становятся текущими для следующего шага обучения модели. Здесь $q \in \{0; 1\}$ - признак того, хорошее или плохое решение. Уточнение элементов платежной матрицы происходит путем решения обратной транспортной задачи (ОТЗ), алгоритмы которой и реализуют механизм адаптации (обратной связи), позволяющий поддерживать актуальность целевой функции в модели ТЗ.

Алгоритм обучения распределительной модели транспортного типа является результатом решения *обратной транспортной задачи* (ОТЗ). В данной работе ОТЗ решается путем преобразования прямой ТЗ к задаче линейного программирования (ЗЛП), решением обратной ЗЛП и последующим преобразованием полученного решения ЗЛП в решение ТЗ.

2.2.2. Преобразование транспортной задачи к задаче линейного программирования

Для решения ОТЗ сведем ТЗ к *ЗЛП на максимум* (см. приложение 5), в которой все ограничения представлены неравенствами типа (\leq). Для этого необходимо преобразовать ограничения-равенства ТЗ в ограничения-неравенства, а целевую функцию (ЦФ) ТЗ на минимум - в ЦФ на максимум, а также выполним ряд других преобразований. Эти преобразования необходимы потому, что алгоритм решения обратной ЗЛП (приложение 5) указанного типа [75] построить существенно проще. Преобразование ТЗ в ЗЛП и обратно позволяет использовать для решения прямой ТЗ (после ее машинного обучения) методы решения ЗЛП, один из которых предложен автором [82, 83, 84, 100, 126, 129, 483] и приведен в приложении 6.

Поскольку ТЗ содержит $(m + n)$ уравнений ограничений, в которой линейно независимыми являются $(m + n - 1)$ уравнений. Одно уравнение избыточно, т.к. сумма правых частей уравнений, построенных по строкам матрицы платежей, равна сумме правых частей уравнений, построенных по столбцам - это свойство сбалансированности заказов и заявок. Количество переменных в ТЗ - $(m \times n)$. Выразим $(m + n - 1)$ переменных (базисных) через остальные (свободные). Пусть для определенности *базисными переменными будут переменные первого столбца и первой строки транспортной таблицы* $x_{i1}, x_{1j}; i = \overline{1, m}; j = \overline{2, n}$, т.е. все. Хотя в общем случае базисными и свободными можно назначить любые из $(m \times n)$ переменных транспортной задачи. Выразим базисные переменные x_{i1}, x_{1j} через остальные (свободные), воспользовавшись выражениями ограничений (2.16) и (2.17):

$$x_{11} = a_1 - \sum_{j=2}^n b_j + \sum_{i=2}^m \sum_{j=2}^n x_{ij}; \quad (2.20)$$

$$x_{i1} = a_i - \sum_{j=2}^n x_{ij}, \quad i = \overline{2, m}; \quad (2.21)$$

$$x_{1j} = b_j - \sum_{i=2}^m x_{ij}, \quad j = \overline{2, n}. \quad (2.22)$$

Преобразуем и целевую функцию, подставив в исходную ЦФ ТЗ (2.15) вместо базисных переменных их выражения через свободные переменные (2.20)–(2.22). В результате таких преобразований получим ЦФ и соответствующие ограничения в виде ЗЛП *на максимум*, эквивалентной исходной ТЗ. Для приведения исходной задачи на минимум к задаче на максимум все коэффициенты ЦФ следует умножить на (-1) , что при *максимизации* новой ЦФ ЗЛП будет соответствовать *минимизации ЦФ ЗЛП, полученной из исходной ТЗ* (в которой ЦФ минимизируется, т.к. имеет смысл издержек).

$$L(X) = \sum_{i=2}^m \sum_{j=2}^n \tilde{c}_{ij} x_{ij}, \quad (2.23)$$

где $\tilde{c}_{ij} = -(c_{11} - c_{i1} - c_{1j} + c_{ij})$ - здесь уже добавлено умножение на (-1). В выражении (2.23) опущена константа \tilde{c}_0 , которая возникает при преобразовании базисных переменных в свободные. Выражение этой константы (с учетом умножения на (-1)) через исходные константы ТЗ имеет следующий вид:

$$\tilde{c}_0 = - \left(a_1 c_{11} - c_{11} \sum_{j=2}^n b_j + \sum_{i=2}^m a_i c_{i1} + \sum_{j=2}^n b_j c_{1j} \right), \quad (2.24)$$

однако, ее использование в расчетах для поиска решения ЗЛП не имеет смысла, т.к. в любых ЗЛП константа целевой функции не влияет на решение x_{ij} . Эта константа влияет только на значение целевого показателя (ЦФ), полученное в результате решения ЗЛП. Если эта константа добавлена к выражению (2.23), то полученное оптимальное значение ЦФ будет равно полным транспортным издержкам с обратным знаком (, т.к. ранее было умножено на (-1)). Однако оптимальные издержки могут быть вычислены и по (2.15) с учетом (2.20)-(2.22). Поэтому для упрощения расчетов далее принято, что $\tilde{c}_0 = 0$.

Ограничения-неравенства получим, исходя из условия необходимой неотрицательности всех базисных переменных: $x_{11} \geq 0$; $x_{i1} \geq 0$; $x_{1j} \geq 0$. Тогда, с учетом выражений (2.20)-(2.22) эти ограничения примут вид:

$$\sum_{j=2}^n b_j - a_1 - \sum_{i=2}^m \sum_{j=2}^n x_{ij} \leq 0; \quad (2.25)$$

$$\sum_{j=2}^n x_{ij} - a_i \leq 0, \quad i = \overline{2, m}; \quad (2.26)$$

$$\sum_{i=2}^m x_{ij} - b_j \leq 0, \quad j = \overline{2, n}; \quad (2.27)$$

$$X_{opt} = \arg \max_X L(X); \quad (2.28)$$

$$x_{ij} \geq 0; \quad i = \overline{2, m}; \quad j = \overline{2, n}. \quad (2.29)$$

Коэффициенты \tilde{c}_{ij} следует оценивать в соответствии с алгоритмом решения обратной задачи линейного программирования - ОЗЛП (см. приложение 5).

Решив прямую ЗЛП (2.23)-(2.29), найдем $(m - 1) \times (n - 1)$ переменные, а остальные $(m + (n - 1))$ переменных следует вычислить по формулам (2.20) - (2.22), что даст полное решение исходной ТЗ. Для решения ЗЛП (2.23)-(2.29) можно воспользоваться любым стандартным методом решения ЗЛП, например, с помощью надстройки «Поиск решений» MS Excel.

Специфика ТЗ накладывает свой отпечаток на структуру области допустимых решений (ОДР) ЗЛП, полученной из ТЗ, и, как показали исследования [77, 78, 102], при решении обратной ТЗ оценки ЦФ сходятся не к фактической (модельной) ЦФ, а к ближайшей линии спектра ОДР-полигона (см. приложение 5). Так для задачи размерностью 2×3 ($m = 2, n = 3$), типичный вид ОДР аналогичен приведенному на рис. 2.16 а), где цифрами отмечены номера ограничений, формирующих ОДР, а процесс сходимости оценок \tilde{c}_{ij} (для одной из переменных, перекодированных к формату ЗЛП - c_j) имеет вид, приведенный на рис. 2.16 б).

Особенности структуры ТЗ таковы, что, будучи преобразованной в ЗЛП, ее ОДР всегда будет иметь форму многомерного параллелепипеда с двумя отсеченными противоположными вершинами. Отсекающие гиперплоскости имеют нормаль, совпадающую с биссектрисой угла, образованного координатными гиперплоскостями.

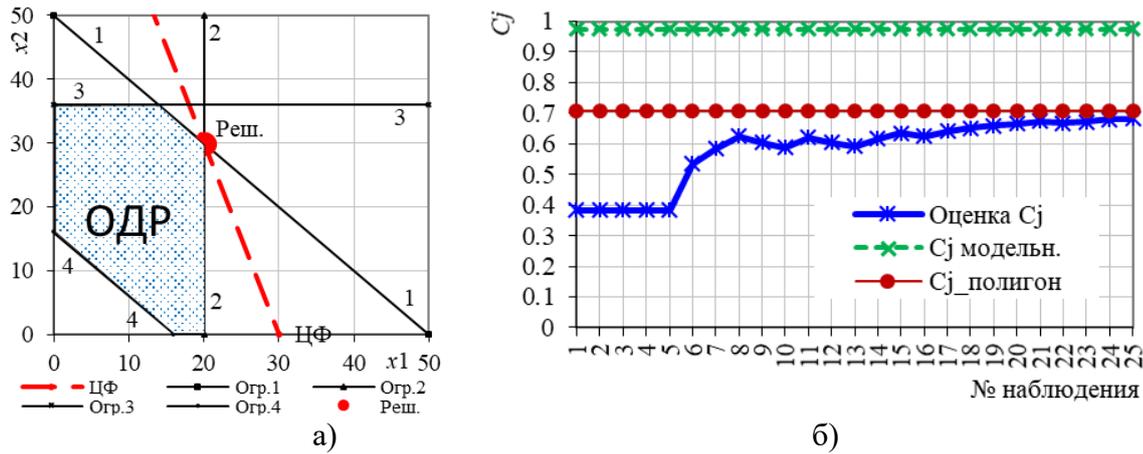


Рисунок 2.16 - Особенности ОДР ТЗ и сходимости оценок ЦФ ТЗ

В зависимости от значений координат векторов \bar{a} и \bar{b} , грани параллелепипеда и отсекающие гиперплоскости могут лежать за пределами ОДР и не участвовать в ее образовании.

Как показали исследования алгоритма машинного обучения транспортной модели, не следует ожидать сходимости оценок ЦФ ТЗ к фактическим (например, моделируемым) значениям платежной матрицы (транспортной таблицы), а достаточно их сходимости к ближайшему «представителю» ОДР-полигона, т.е. вектора оценок к ближайшему к ЦФ вектору спектра ОДР-полигона. При этом качество решений прямой ТЗ по этим оценкам остается высоким, что свидетельствует о работоспособности рассматриваемой схемы оценивания ЦФ ТЗ по наблюдениям за решениями, принимаемыми ЛПР.

2.2.3. Некоторые особенности обратной транспортной задачи

Без потери общности рассмотрим свойства транспортной модели на примере варианта с двумя пунктами отправления - пожарными частями ($m=2$) и тремя пунктами назначения - вызовами/пожарами ($n=3$). Все приведенные свойства транспортной модели присущи и для задач больших размерностей, на которых, однако, представляется затруднительным наглядно проиллюстрировать эти свойства.

Все обозначения этой задачи приведены в табл. 2.8 и 2.9.

Таблица 2.8 - Транспортная таблица исходных параметров ТЗ 2x3

	Пожар 1	Пожар 2	Пожар 3	Наличие АЦ в ПСЧ
Пожарная часть 1	c_{11}	c_{12}	c_{13}	a_1
Пожарная часть 2	c_{21}	c_{22}	c_{23}	a_2
Потребность а АЦ	b_1	b_2	b_3	

Таблица 2.9 - Транспортная таблица искомых переменных ТЗ 2x3

	Пожар 1	Пожар 2	Пожар 3	Наличие АЦ в ПСЧ
Пожарная часть 1	x_{11}	x_{12}	x_{13}	a_1
Пожарная часть 2	x_{21}	x_{22}	x_{23}	a_2
Потребность а АЦ	b_1	b_2	b_3	

Здесь 6 переменных, но *независимыми (свободными)* являются только 2 любые переменные, пусть для определенности это x_{22} и x_{23} . Наличие только двух независимых переменных дает возможность наглядно отображать решение и основные свойства прямой и обратной задач на плоскости. Преобразуем транспортную задачу в задачу линейного программирования (ЗЛП).

Выразим *базисные переменные* первого столбца и первой строки

x_{i1}, x_{1j} (где $i=1, 2; j=2, 3$) через остальные (свободные) переменные x_{ij} (где $i=2; j=2, 3$):

$$\begin{cases} x_{11} = a_1 - b_2 - b_3 + x_{22} + x_{23}, \\ x_{21} = a_2 - x_{22} - x_{23}, \\ x_{12} = b_2 - x_{22}, \\ x_{13} = b_3 - x_{23}. \end{cases} \quad (2.30)$$

Поскольку все переменные неотрицательны, то неотрицательными должны быть и базисные переменные, а значит в (2.30) как левые, так и правые части должны быть неотрицательными. Запишем ограничения-неравенства в стандартном виде (принятом для ЗЛП на максимум - см. приложение 5), для чего умножим обе части неравенств на (-1):

$$\begin{cases} b_2 + b_3 - a_1 - x_{22} - x_{23} \leq 0, \\ x_{22} + x_{23} - a_2 \leq 0, \\ x_{22} - b_2 \leq 0, \\ x_{23} - b_3 \leq 0. \end{cases} \quad (2.31)$$

Кроме того, должны выполняться условия неотрицательности и для свободных переменных:

$$x_{ij} \geq 0; \quad i = \overline{2, m}; \quad j = \overline{2, n}. \quad (2.32)$$

Подставим в исходную ЦФ ТЗ вместо базисных переменных их выражения через свободные (2.30). При этом для приведения к стандартной форме ЗЛП (см. приложение 5) заменим оператор оптимизации с исходного *min* для ТЗ на *max* (для ЗЛП). Сменим знак целевой функции, умножив преобразованную ЦФ на (-1). Тогда полный вид ЦФ ЗЛП, в новых (свободных) координатах (x_{22} и x_{23}), примет вид:

$$L(\bar{x}) = -((c_{11}(a_1 - b_2 - b_3) + c_{12}b_2 + c_{13}b_3 + c_{21}a_2) + (c_{11} - c_{12} - c_{21} + c_{22})x_{22} + (c_{11} - c_{13} - c_{21} + c_{23})x_{23}) \rightarrow \max_{\bar{x}}. \quad (2.33)$$

Отбросив постоянную составляющую, не влияющую на решение, получим рабочий вариант ЦФ:

$$L(\bar{x}) = (-c_{11} + c_{12} + c_{21} - c_{22})x_{22} + (-c_{11} + c_{13} + c_{21} - c_{23})x_{23} \rightarrow \max_{\bar{x}}. \quad (2.34)$$

Упростим состав коэффициентов ЦФ, сделав следующую замену:

$$\tilde{c}_{22} \triangleq -c_{11} + c_{12} + c_{21} - c_{22}, \quad (2.35)$$

$$\tilde{c}_{23} \triangleq -c_{11} + c_{13} + c_{21} - c_{23}. \quad (2.36)$$

Окончательно ЗЛП на максимум с 2-мя переменными, полученная из ТЗ 2x3, примет такой вид. Целевая функция:

$$L(\bar{x}) = \tilde{c}_{22}x_{22} + \tilde{c}_{23}x_{23} \rightarrow \max_{\bar{x}}, \quad (2.37)$$

а ограничения-неравенства, после преобразования к стандартному виду:

$$\begin{cases} -x_{22} - x_{23} \leq a_1 - b_2 - b_3, \\ x_{22} + x_{23} \leq a_2, \\ x_{22} \leq b_2, \\ x_{23} \leq b_3, \\ -x_{22} \leq 0, \\ -x_{23} \leq 0. \end{cases} \quad (2.38)$$

Приведенные преобразования позволяют установить взаимно-однозначное соответствие между группами элементов ТЗ и ЗЛП. Это свойство в дальнейшем будет использовано. Так, между переменными устанавливается взаимосвязь соотношениями (2.30).

Взаимосвязь между правыми частями ТЗ, преобразованной в ЗЛП, и векторами ресурсов и потребностей (\bar{a} и \bar{b}) транспортной модели носит взаимно-однозначный характер. Все коэффициенты левых частей ЗЛП, полученной из ТЗ, состоят из детерминированных элементов множества $\{-1; 0; 1\}$ в задачах любой размерности. Правые части ЗЛП определяются соотношениями типа (2.38). Векторы ресурсов и потребностей ТЗ по коэффициентам правых частей соответствующей ей ЗЛП также могут быть определены однозначно, т.к. количество ограничений (по числу базисных переменных) составляет $(m+n-1)$ и еще одно уравнение баланса позволяют решить систему уравнений с $(m+n)$ неизвестными элементами векторов \bar{a} и \bar{b} .

Покажем это на примере СТПР-полигона. Например, если ограничения ЗЛП, как СТПР-полигона, имеют правые части a_{i0} , то элементы векторов ресурсов и потребностей определяются, с учетом выражений для правых частей (2.38), из следующих соотношений:

$$\begin{cases} a_1 = a_{10} + a_{30} + a_{40} \\ a_2 = a_{20} \end{cases}; \begin{cases} b_1 = a_{10} + a_{20} \\ b_2 = a_{30} \\ b_3 = a_{40} \end{cases}. \quad (2.39)$$

Исходные данные для моделирования

Табл. 2.10 содержит издержки c_{ij} в абсолютных единицах (например, в рублях или в единицах времени). Правая колонка содержит один из вариантов значений вектора предложений (запасов ресурсов) $\bar{a} = [a_1 \ a_2]^T$, а нижняя строка — вариант значений вектора спроса $\bar{b} = [b_1 \ b_2 \ b_3]^T$. Элемент на пересечении последних строки и столбца — значение баланса спроса и предложения.

Таблица 2.10 - Данные для моделирования

10	2	20	10
12	7	9	25
5	15	15	35

Известно, что коэффициенты левых частей ограничений и целевой функции представляют собой координаты векторов, нормальных к соответствующим линиям (гиперплоскостям). Длина этих нормальных векторов полностью определяется значениями левых частей. Однако, как известно, неравенство (или ЦФ) не изменится, если обе его части разделить на одно и то же положительное число. Если таким числом является исходная длина вектора (своя для каждого ограничения и ЦФ), то все линии (гиперплоскости) ограничений и ЦФ становятся сравнимыми через соответствующие им нормальные векторы единичной длины (НВЕД). Следует отметить, что для решения прямой ЗЛП (ПЗЛП), не играет роли, нормированы или нет ограничения и/или ЦФ — все может быть использовано (для решения прямой задачи) в исходном виде или какие-то элементы могут быть нормированы (приведены к НВЕД), а какие-то нет. Приведение ненормированных ограничений и ЦФ к нормированному виду необходимо для решения ОЗЛП [77, 78, 102].

Нормированные коэффициенты \tilde{c}_{22} и \tilde{c}_{23} представляют собой координаты нормального к линии (гиперплоскости) целевой функции (2.37) вектора (НВЕД) $\bar{e} = [e_1 \ e_2]^T$.

Соотношения для расчета координат НВЕД имеют вид:

$$e_1 = \frac{\tilde{c}_{22}}{\sqrt{\tilde{c}_{22}^2 + \tilde{c}_{23}^2}}; \quad e_2 = \frac{\tilde{c}_{23}}{\sqrt{\tilde{c}_{22}^2 + \tilde{c}_{23}^2}}. \quad (2.40)$$

Для рассматриваемого примера *нормированные* коэффициенты ЦФ: $e_1 = -0,225$ и $e_2 = 0,974$. Тогда ЦФ в нормированном виде:

$$L(\bar{x}) = -0,225x_{22} + 0,974x_{23} \rightarrow \max_{\bar{x}}. \quad (2.41)$$

Ограничения (2.38), для удобства дальнейшего анализа, представим в виде таблицы (табл. 2.11) коэффициентов левых и правых частей (там же коэффициенты нормированной ЦФ).

Обратная транспортная задача (*обучающая транспортную модель*) решается по статистическим данным ряда (шагов) наблюдений (обучающей выборке). Каждое новое наблюдение представляет собой СТПР, состоящая из очередных числовых значений (векторов) спроса и предложения, а также решения, принятого ЛПР в этой ситуации.

Коэффициенты левых частей ограничений от шага к шагу наблюдений остаются неизменными (см. табл. 2.11), а меняются лишь правые части, которые отражают возникающие по шагам наблюдений значения спроса и предложения. Кроме того, два последних неравенства в табл. 2.11 или в ограничениях (2.38) остаются неизменными во всех наблюдениях — они отражают свойство неотрицательности искомого решения, т.е. область допустимых решений (ОДР) для задачи любой размерности всегда лежит в первом квадранте.

Таблица 2.11 - Параметры нормированной ТЗ

Номер ограничения	Переменные		Условие	Правые части
	x_{22}	x_{23}		
1	-1	-1	\leq	$a_1 - b_2 - b_3$
2	1	1	\leq	a_2
3	1	0	\leq	b_2
4	0	1	\leq	b_3
5	-1	0	\leq	0
6	0	-1	\leq	0
ЦФ	-0,225	0,974	max	

ТЗ, будучи преобразованной к ЗЛП, относится к задачам с фиксированным (дискретным) спектром (см. приложение 5). В этом транспортная задача аналогична ЗЛП производственного типа [77, 78, 102]. Однако есть и отличия — для ТЗ, преобразованной в ЗЛП, коэффициенты левых и правых частей ограничений, а также коэффициенты ЦФ не обязательно положительны. Эти отличия приводят к тому, что в число активных (образующих ОДР) ограничений не обязательно входят два последних (см. (2.38)), а это значит, что ОДР может «висеть» в первом квадранте, не касаясь координатных осей. А НВВД ЦФ ТЗ может быть повернут в любую сторону. Причем все это разнообразие положений ОДР и НВВД ЦФ зависит от числовых значений векторов спроса и предложения.

Отметим еще одну особенность спектра ТЗ. Если в ЗЛП производственного типа дискретный спектр для размерности ($m \times n$) может быть произвольным (меняться от задачи к задаче в зависимости от значений коэффициентов левых частей ограничений), то в ТЗ спектр определяется *только размерностью* и не зависит от значений коэффициентов c_{ij} транспортной таблицы. От них зависит лишь ЦФ ТЗ, преобразованной в ЗЛП.

Выборка наблюдений (обучающая выборка)

СТПР каждого наблюдения представляет собой значения пары векторов $\bar{a} = [a_1 \ a_2]^T$ и $\bar{b} = [b_1 \ b_2 \ b_3]^T$. Пусть выборка наблюдений в имитационном эксперименте состоит из 25 ситуаций (СТПР), в которых необходимо произвести распределение ресурсов (назначить АЦ соответствующих ПСЧ на те или иные пожары). В табл. 2.12 приведены данные, полученные с помощью генератора случайных чисел (в среде *MS Excel*, надстройка «Анализ данных»). Генерировались числа в интервале [1; 100].

Таблица 2.12 - СТПР наблюдений, предъявляемых ЛПР для принятия решений

Шаг наблюдения	Предложения		Спрос			Баланс
	a_1	a_2	b_1	b_2	b_3	
1	10	25	5	15	15	35
2	13	52	26	19	20	65
3	71	79	17	87	46	150
4	2	29	12	13	6	31
5	5	4	2	5	2	9
6	65	70	56	43	36	135
7	107	23	55	19	56	130
8	96	6	24	5	73	102
9	32	54	27	54	5	86
10	31	79	32	47	31	110
11	92	4	25	41	30	96
12	44	50	47	45	2	94
13	24	74	9	36	53	98
14	64	81	83	56	6	145

Шаг наблюдения	Предложения		Спрос			Баланс
	a_1	a_2	b_1	b_2	b_3	
15	97	22	35	54	30	119
16	14	6	9	8	3	20
17	90	4	12	51	31	94
18	27	56	45	13	25	83
19	78	66	52	48	44	144
20	75	99	65	52	57	174
21	12	1	6	4	3	13
22	31	69	24	44	32	100
23	64	39	38	34	31	103
24	83	36	28	51	40	119
25	15	12	16	1	10	27
Полигон	5	3	4	2	2	8

Пусть ЛПР, т.е. имитирующая его выбор ЦФ (2.41)) в каждой из СТПР, выбрал значения переменных x_{ij} . Эти решения на каждом шаге представлены в табл. 2.13.

Таблица 2.13 - Решения, принятые ЛПР (имитация) по выборке наблюдений

Шаг наблюдения	Решение						ЦФ L норм	Активные ограничения		Вариант ОДР	Кол-во верш.
	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{21}	x_{22}	x_{23}		Огр. 1	Огр. 2		
1	0	10	0	5	5	15	8,963	1	4	н	4
2	0	13	0	26	6	20	20,077	1	4	м	3
3	0	71	0	17	16	46	31,263	1	4	в	4
4	0	2	0	12	11	6	10,003	1	4	м	3
5	0	5	0	2	0	2	1,864	1	4	в	4
6	22	43	0	34	0	36	37,214	4	5	д	6
7	55	19	33	0	0	23	52,164	2	5	т	4
8	24	5	67	0	0	6	58,940	2	5	т	4
9	0	32	0	27	22	5	21,045	1	4	в	4
10	0	31	0	32	16	31	30,008	1	4	м	3
11	25	41	26	0	0	4	31,836	2	5	п	3
12	0	44	0	47	1	2	24,272	1	4	ж	4
13	0	24	0	9	12	53	25,706	1	4	н	4
14	8	56	0	75	0	6	41,086	4	5	у	4
15	35	54	8	0	0	22	29,255	2	5	п	3
16	6	8	0	3	0	3	4,983	1	4	р	4
17	12	51	27	0	0	4	28,610	2	5	п	3
18	14	13	0	31	0	25	27,355	4	5	е	5
19	30	48	0	22	0	44	37,859	4	5	д	6
20	23	52	0	42	0	57	48,436	4	5	д	6
21	6	4	2	0	0	1	4,195	2	5	п	3
22	0	31	0	24	13	32	26,136	1	4	н	4
23	30	34	0	8	0	31	26,638	4	5	д	6
24	28	51	4	0	0	36	28,179	2	5	а	4
25	14	1	0	2	0	10	9,178	4	5	у	4
Полигон	3	2	0	1	0	2		4	5	д	6

Там же (для дальнейшего анализа) приведены значения ЦФ (в нормированном виде — по

(2.41)), а также приведены номера пары ограничений (нумерация по табл. 2.11), образующих крайнюю точку, выбранную ЛПР в качестве оптимальной. Эти ограничения названы *активными ограничениями*, т.к. они участвуют в формировании оптимальной точки-решения для данной СТПР. В столбце «Вариант ОДР» приведена буква варианта ОДР в соответствии с рис. 2.16 (см. далее). В колонке «Кол-во верш.» приведено количество вершин в многограннике ОДР, соответствующей данной СТПР и виду ОДР согласно рис. 2.16. Поскольку оптимальное решение соответствует одной из вершин ОДР, то количество вершин соответствует количеству альтернатив в данной СТПР.

В последней строке табл. 2.12 и 2.13 приведен «Полигон», как специальная СТПР, конструируемая по спектру задачи (левым частям ограничений). Эта СТПР в дальнейшем используется для проверки качества машинного обучения модели (настройки целевой функции).

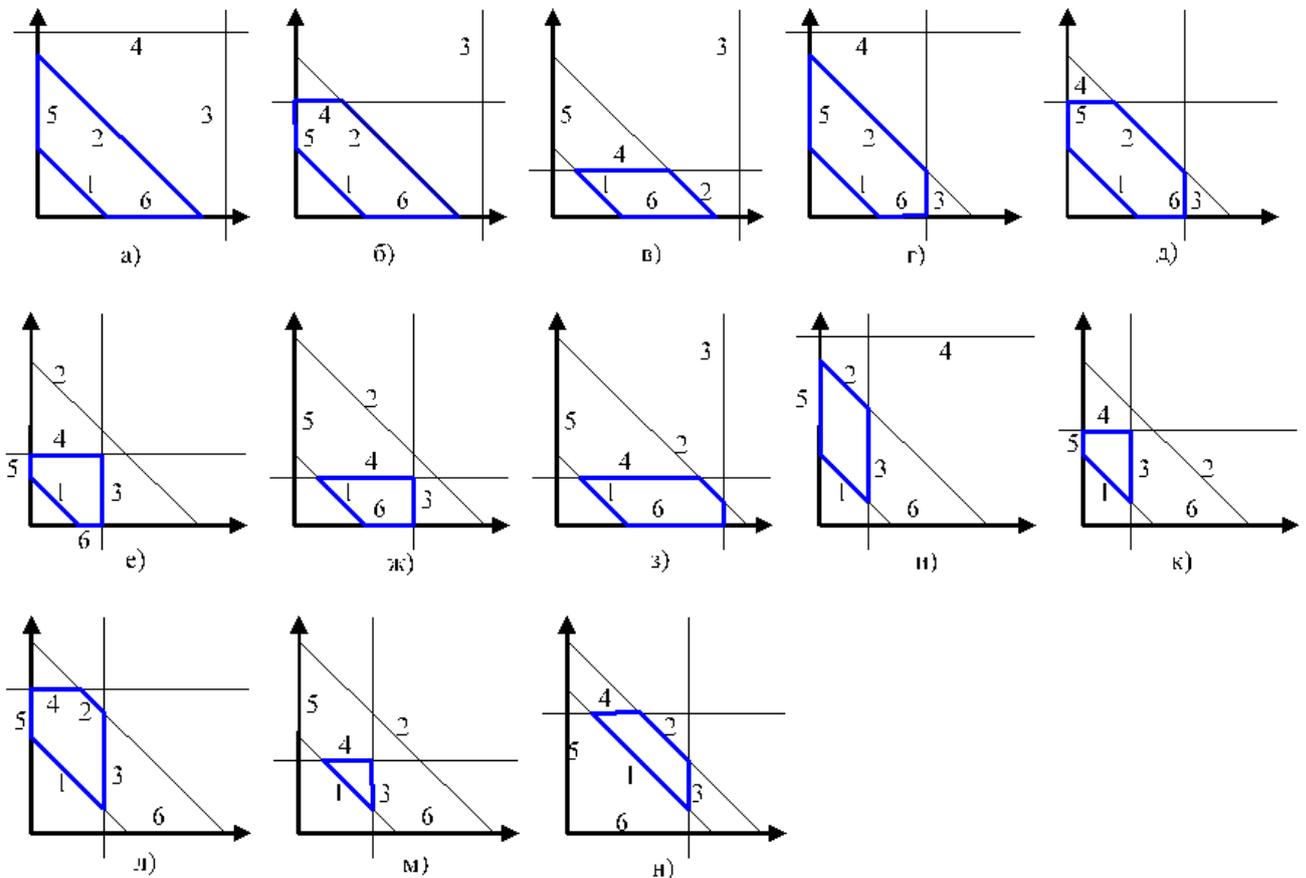
2.2.4. Свойства обратной транспортной задачи как процедуры машинного обучения линейной модели

2.2.4.1. Анализ особенностей задачи линейного программирования, построенной по транспортной модели

Несмотря на, казалось бы, большое возможное разнообразие вариантов области допустимых решений (ОДР), в действительности, в отличие от других типов моделей линейного программирования (например, производственного типа, игровых и др.), в ТЗ, приведенной к ЗЛП, количество вариантов конфигурации области допустимых решений (ОДР) ограничено, даже для задач больших размерностей. Рассмотрим характерные черты таких задач на примере ТЗ 2×3 .

Возможные конфигурации ОДР для рассматриваемой задачи

На рис. 2.17 а)-у) показаны все возможные типы конфигураций ОДР ЗЛП для ТЗ 2×3 .



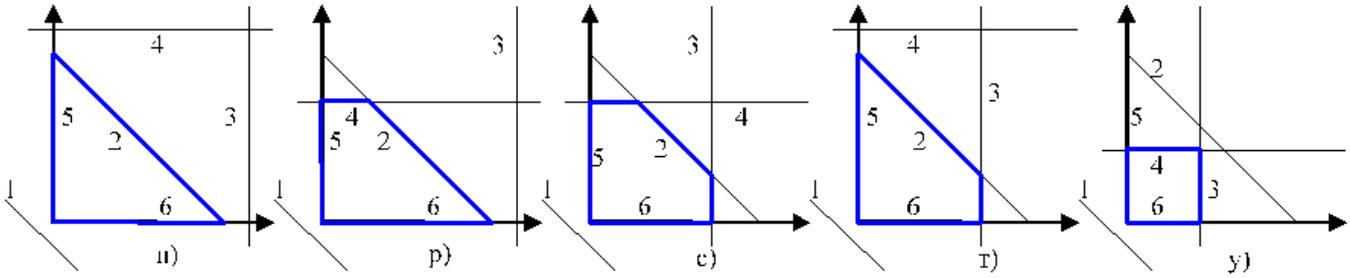


Рисунок 2.17 - Возможные конфигурации ОДР ТЗ 2 × 3, приведенной к ЗЛП

Цифрами отмечены номера ограничений (нумерация по табл. 2.11). Пять последних ситуаций, требующих принятия решений, (рис. 2.17 п-у) отличаются от остальных тем, что в них присутствует такое сочетание значений транспортной таблицы, что 1-е ограничение находится вне первого квадранта, т.е. не участвует в образовании ОДР. Следует отметить, что могут быть и ОДР, превращающиеся в отрезки — когда та или иная пара параллельных ограничений совпадает, например, 1-2, 3-5 или 4-6. Однако, такие ситуации крайне маловероятны, будем считать их вырожденными и из дальнейшего рассмотрения исключим. Не рассматриваем также и ситуации, в которых крайняя точка образована не двумя, а тремя линиями, т.к. подобные случаи также маловероятны, а если они и случаются, то всегда можно выбрать пару линий (гиперплоскостей), непосредственно прилегающих к ОДР.

Полигон

Под полигоном (см. приложение 5) имеется в виду [77, 78, 102] такая ОДР (рис. 2.18), которая обладает рядом важных и специфических свойств, позволяющих использовать соответствующую ей (ОДР) ситуацию, требующую принятия решений (СТПР), в качестве контрольной ситуации для проверки качества настройки модели по наблюдениям и для других исследований.

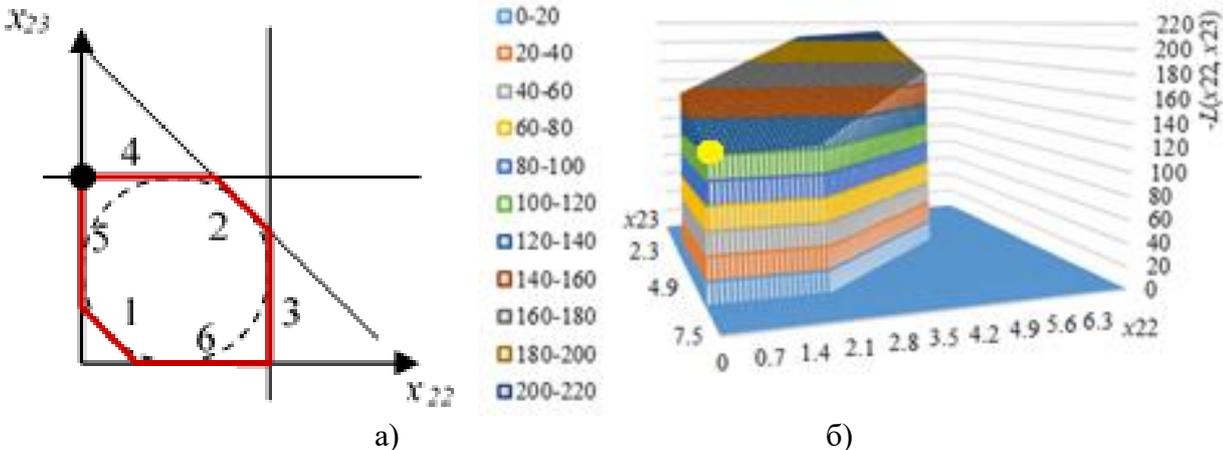


Рисунок 2.18 - ОДР-полигон для ТЗ 2 × 3, 2D - а) и 3D - б)

На рис. 2.18 точками отмечены значения координат оптимального решения для приведенных выше данных моделирования. Отметим, что для удобства представления на рис. 2.18 б) изображена 3D поверхность функции, обратной ЦФ (т.е. $-L(x_{22}, x_{23})$). На ней показана точка, соответствующая $\min_{x_{22}, x_{23}} (-L(x_{22}, x_{23}))$, или $\max_{x_{22}, x_{23}} L(x_{22}, x_{23})$.

К наиболее важным свойствам полигона можно отнести следующие:

- Все ограничения полигона входят в число активных, т.е. участвуют в формировании границы ОДР.
- Все альтернативы ОДР максимально информативны, что для 2-мерного случая означает максимально тупые углы при крайних точках ОДР.
- Альтернативы равномерно (максимально) контрастны [77, 78, 102], т.е. в идеальном случае парные расстояния между альтернативами (на границе ОДР) одинаковы.

Полигон с такими свойствами не всегда технически просто реализовать, но можно построить полигон, максимально приближенный (по свойствам) к такому идеалу. Часто компромиссом является полигон, в котором отдельные линии (гиперплоскости) ограничений являются касательными к некоторой окружности (гиперсфере). СТПР с такой ОДР достаточно проста в реализации - именно этот вариант и представлен на рис. 2.18 а). Однако, следует заметить, что в зависимости от прикладного содержания задачи переменные могут быть непрерывными или дискретными. В случае дискретных переменных (например, количество автоцистерн и т.п.) ОДР полигона также должна быть привязана к дискретной сетке, что несколько снижает качество СТПР-полигона как универсальной и изотропной «лакмусовой бумажки».

Полигон используется при исследовании процесса машинного обучения модели ТЗ (настройки ее параметров) и играет роль «лакмусовой бумажки» для проверки того, насколько решение, принятое по обученной модели, близко к решению, принятому ЛПР (или при его имитации).

Транспортная модель обладает такой особенностью, что *вид полигона не зависит от данных задачи* (транспортной таблицы и СТПР), а *зависит лишь от размерности задачи*. Поэтому для любых значений векторов спроса и предложения спектр (см. приложение 5) полигона ТЗ размерности 2×3 будет иметь вид, приведенный на рис. 2.19.

Полигон представляет собой СТПР специального вида. Его можно представить, как и любую другую СТПР системой ограничений-неравенств вида (2.25)-(2.27), а для задачи размерности 2×3 - неравенствами (2.38).

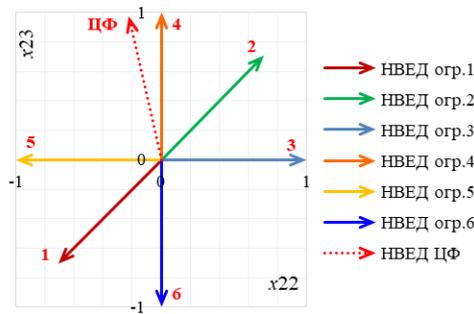


Рисунок 2.19 - Спектр полигона для ТЗ 2×3

Специфика СТПР-полигона формально заключается в определенных значениях правых частей этих ограничений, которые, будучи сдвинутыми вдоль соответствующей координатной оси, обеспечивают приведенные выше свойства ОДР. Если строить ОДР полигона как область, ограниченную гиперплоскостями, касательными к гиперсфере, то для заданного радиуса гиперсферы R правые части ограничений могут быть вычислены, аналогично тому, как это выполняется для полигона в ЗЛП (см. приложение 5), по следующей формуле [77, 78, 102]:

$$a_{i0} = R \left(\sum_{j=1}^n a_{ij} + \sqrt{\sum_{j=1}^n a_{ij}^2} \right), \quad (2.42)$$

где a_{ij} - коэффициент при j -ой переменной в i -ом ограничении в системе ограничений (2.25)-(2.27) (или (2.38)) для задачи размерности 2×3 . Как видно из этих ограничений, в ТЗ параметры СТПР (a_i, b_j) находятся полностью в правых частях неравенств, а в левых частях - лишь переменные со стандартными коэффициентами -1, 0, 1. Параметры платежной (транспортной) таблицы (c_{ij}) участвуют лишь в целевой функции (см. (2.23) и (2.33), где имеются и a_i, b_j). Поэтому *параметры СТПР-полигона определяются лишь размерностью задачи* и не зависят от ее содержания.

Спектры транспортной задачи

В данной работе *спектром* называется совокупность векторов, исходящих из начала координат в пространстве независимых переменных (см. приложение 5). Все спектры строятся

для задач линейного программирования (ЗЛП). Поэтому о *спектре транспортной задачи* (ТЗ) можно говорить, как о спектре ЗЛП, полученной преобразованием ТЗ в ЗЛП [77, 78, 102].

Каждый вектор отражает (представляет) одну гиперплоскость, относящуюся к ограничениям, целевым функциям или оценкам. Причем, для ограничений-неравенств соответствующие им *векторы спектра направлены из ОДР. Вектор гиперплоскости ЦФ направлен в сторону увеличения значений ЦФ*, т.е. по градиенту.

Любой вектор спектра несет в себе два вида информации:

1. *Информацию о положении* в пространстве его и/или связанной с ним (ортогональной ему) гиперплоскости.

2. *Информацию о важности* (значимости, информативности) связанного с ним объекта. Так *показателем информативности решения является длина вектора*.

В зависимости от контекста алгоритмов машинного обучения и принятия решений могут использоваться только один из видов информации, заключенной в векторе, или оба. Когда важно знать лишь положение в пространстве, используется *нормальный вектор единичной длины* (НВЕД). Когда важны оба вида информации, *используются ненормированные векторы*.

Каждый вектор, как известно, задается координатами точки его конца (начало находится в начале координат). При операциях с векторами спектров используются стандартные правила векторной алгебры.

Будем различать *спектр задачи, спектр СТПР* или области допустимых решений (ОДР), *спектр решений*. В состав этих видов спектров входят те подгруппы векторов, которые представляют соответствующие гиперплоскости. Так *спектр отдельного решения* (например, принятого ЛПР), для рассматриваемой ТЗ 2×3 состоит из двух векторов, соответствующих двум линиям ОДР, образующим крайнюю точку. При этом «представителем» этой пары векторов в алгоритмах машинного обучения (в обратных ТЗ) является их суммарный вектор. Тогда весь набор решений той или иной конкретной СТПР может быть представлен *вторичным спектром решений*, где вместо исходных пар векторов решений присутствуют лишь их ненормированные (не приведенные к единичной длине) вторичные векторы (см. далее рис. 2.21).

На рис. 2.19 приведен *спектр задачи*, т.е. совокупность нормальных векторов единичной длины (НВЕД) шести линий ограничений и одной линии уровня целевой функции (ЦФ). Следует отметить, что НВЕД ЦФ для ТЗ может быть направлен в любую сторону (в отличие, например, от ЗЛП производственного типа, где НВЕД ЦФ может лежать только в первом квадранте).

Для ОДР, соответствующей возникшей СТПР, ЛПР (или имитирующая его ЦФ) в качестве решения выбирает одну из крайних точек. Пары линий ограничений, образующих выбранную крайнюю точку-решение, соответствует одна из пар НВЕД (см. рис. 2.19). Если рассмотреть потенциально возможные варианты пар НВЕД, способных участвовать в образовании крайних точек, то для ТЗ 2×3 это будет число сочетаний из 6 по 2, за исключением трех пар НВЕД, параллельных друг другу (1-2, 3-5 и 4-6). Множество таких пар состоит из 12 вариантов: 1-3, 1-4, 1-5, 1-6, 2-3, 2-4, 2-5, 2-6, 3-4, 3-6, 4-5, 5-6. ЛПР выбирает в качестве оптимальной одну из крайних точек ОДР, образованную соответствующей парой НВЕД. Варианты этих пар приведены в табл. 2.14.

Здесь же показаны суммарные ненормированные векторы (красные стрелки - вторичные векторы спектра решений) для каждой пары НВЕД. Все 12 пар разбиты на три группы, отличающиеся углом между векторами пары и, соответственно, длиной суммарного вектора. Длина суммарного вектора отражает информативность решения, совпадающего с той крайней точкой ОДР, которой соответствует данная пара НВЕД. Длина суммарного вектора используется при решении обратной задачи в качестве веса соответствующего наблюдения. Таким образом, все возможные наблюдения в ТЗ 2×3 могут принадлежать одной из трех групп: к 1-ой группе — наименее информативные, к 3-й — наиболее информативные, а к 2-й — промежуточной информативности (рис. 2.20).

Каждое наблюдение, кроме СТПР, включает и принятое решение, которому соответствует одна из крайних точек ОДР или, как ее образ, суммарный вектор, изображенный двойной красной стрелкой на рисунках табл. 2.14.

Таблица 2.14 - Пары НВВД трех типов информативности для ТЗ 2 × 3

Группы	Варианты пар НВВД по группам			
1				
2				
3				

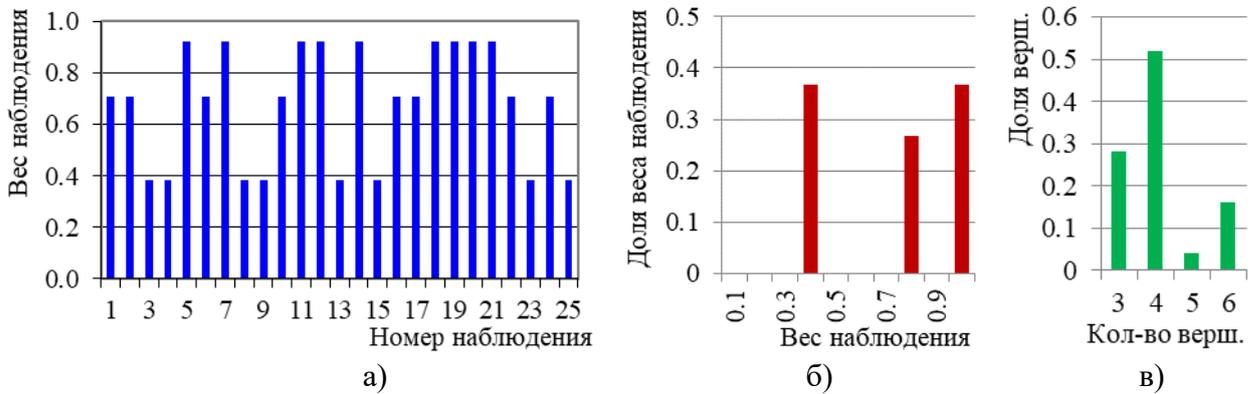


Рисунок 2.20 - Веса (а), доли наблюдений по их информативности (б) и доли вершин ОДР как альтернатив решений (в)

Каждому наблюдению ставится в соответствие единственный вектор (*вектор наблюдения*), который и используется в алгоритме машинного обучения, построенного на основе решения обратной задачи оценивания вектора ЦФ ЛПР. В искомом векторе ЦФ ЛПР важным является лишь его направление, длина не играет роли. В векторах наблюдений интерес представляют и направление, и длина, т.к. длина отражает информативность данного наблюдения — его вклад в процесс оценивания ЦФ ЛПР. На рис. 2.21 а) приведены все возможные для рассматриваемого примера ТЗ 2 × 3 векторы наблюдений, как суммы пар векторов.

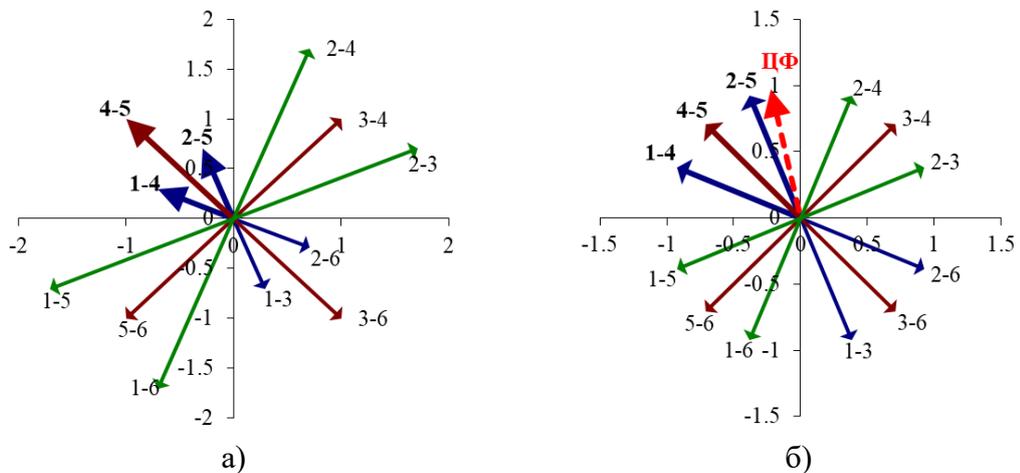


Рисунок 2.21 - Варианты векторов наблюдений и принятых решений (а); НВВД наблюдений и целевой функции (б) как вторичного спектра решений

Таким образом, в каждом наблюдении СТТР представляется той или иной совокупностью (от трех до шести) векторов активных ограничений. Общее количество альтернатив, из которых ЛПР делает выбор, может варьироваться для разных СТТР от 3 до 6 (см. рис. 2.17). Доли СТТР, с различным количеством альтернатив (вершин ОДР) в рассматриваемой выборке, приведены на рис. 2.20 в). Решение, принятое ЛПР, отображается на рис. 2.21 в виде вектора, выделенного жирной линией, где в 25-ти наблюдениях рассматриваемого примера (см. табл. 2.13) были выбраны в качестве оптимальных лишь три: 1-4, 2-5, 4-5. Причем пары 1-4 и 2-5 имеют минимальный вес (длину), а пара 4-5 - средний вес (из представленных в табл. 2.14). На рис. 2.21 б) приведены НВЕД наблюдений и НВЕД ЦФ, имитирующей предпочтения ЛПР.

Сравнительные характеристики вариантов наблюдений

Конфигурации ОДР, приведенные на рис. 2.17, различаются значениями своих характеристик (количеством альтернатив, их информативностью и т.п.). В табл. 2.15 приведены их сводные показатели.

Таблица 2.15 - Показатели вариантов наблюдений для ТЗ 2×3

№	Вид ОДР (рис.2.17)	Активные ограничения		Показатели информативности				Номера групп однотипных ОДР
		Кол-во	Номера	Ранги альтернатив	Общий ранг	Сред- ний ранг	Сред- ний вес	
1	а)	4	1,2,5,6	1 1 3 3	8	2	0,347	5
2	б)	5	1,2,4,5,6	1 2 3 3 3	12	2,4	0,444	7
3	в)	4	1,2,4,6	1 1 3 3	8	2	0,347	4
4	г)	5	1,2,3,5,6	1 2 3 3 3	12	2,4	0,444	7
5	д)	6	1,2,3,4,5,6	2 2 3 3 3 3	16	2,667	0,509	9
6	е)	5	1,3,4,5,6	2 2 2 3 3	12	2,4	0,423	8
7	ж)	4	1,3,4,6	1 2 2 3	8	2	0,320	3
8	з)	5	1,2,3,4,6	1 2 3 3 3	12	2,4	0,444	6
9	и)	4	1,2,3,5	1 1 3 3	6	2	0,347	4
10	к)	4	1,3,4,5	1 2 2 3	8	2	0,320	3
11	л)	5	1,2,3,4,5	1 2 3 3 3	12	2,4	0,444	6
12	м)	3	1,3,4	1 1 2	4	1,333	0,148	1
13	н)	4	1,2,3,4	1 1 3 3	8	2	0,347	5
14	п)	3	2,5,6	1 1 2	4	1,333	0,148	1
15	р)	4	2,4,5,6	1 2 2 3	8	2	0,320	3
16	с)	5	2,3,4,5,6	2 2 2 3 3	12	2,4	0,423	8
17	т)	4	2,3,5,6	1 2 2 3	8	2	0,320	3
18	у)	4	3,4,5,6	2 2 2 2	8	2	0,293	2

Здесь ранг альтернативы — это целое число ($r=1,2,3$), которое может принимать одно из трех значений: $r=1$ при $w=0,076$; $r=2$ при $w=0,293$; $r=3$ при $w=0,617$, где w — это вес наблюдения (длина вектора наблюдения - см. рис. 2.21 а). Общий ранг — это сумма рангов всех альтернатив данного наблюдения. Средний ранг — ранг, усредненный по множеству альтернатив данного наблюдения. Средний вес — усредненная величина веса по множеству наблюдений.

Средний ранг или средний вес характеризует информативность данного наблюдения, т.е. вклад в прирост информации об оцениваемой ЦФ ЛПР, который может внести данное наблюдение. Видно, что ОДР д), аналогичная по конфигурации полигону (рис. 2.18), обладает наибольшей информативностью.

В табл. 2.15 приведены и группы однотипных ОДР, внутри которых СТТР отличается лишь поворотом области. Эти группы пронумерованы по возрастанию их среднего веса (или среднего ранга).

Следует обратить внимание на 5-е наблюдение (д). В нем все характеристики

«выдающиеся» — максимальные (в сравнении с другими вариантами наблюдений), средний вес и средний ранг, а также максимально количество активных ограничений, т.е. ограничений, образующих ОДР (участвуют *все* имеющиеся в задаче ограничения). Конфигурацию такого ограничения имеет и *полигон*.

2.2.4.2. Машинное обучение транспортной модели как обратная задача восстановления параметров целевой функции по наблюдениям

Одношаговый алгоритм обучения модели

Основная расчетная формула *точечного одношагового алгоритма* (см. приложение 5) оценивания параметров модели по наблюдениям для ТЗ 2×3 имеет вид [77, 78, 102]:

$$\hat{c}_k^i = \frac{1}{\sqrt{(\sum_{j=1}^k \beta_j e_j^1)^2 + (\sum_{j=1}^k \beta_j e_j^2)^2}} \sum_{j=1}^k \beta_j e_j^i, \quad (2.43)$$

где \hat{c}_k^i - оценка i -ой координаты вектора ЦФ ЛПР, аппроксимирующего его предпочтения и соответствующего ЗЛП, в которую преобразована исходная ТЗ; $i = 1, 2$ - номер координаты; β_j - весовой коэффициент j -го наблюдения; k - текущий объем выборки наблюдений (обучающей выборки).

В этих оценках знаменатель выполняет функцию нормирования (приведения к единичной длине) вектора оценок ЦФ по любой выборке объемом k . По мере увеличения объема выборки относительный вклад каждого нового наблюдения уменьшается.

В тех случаях, когда объем выборки становится слишком большим в рамках точечного одношагового алгоритма, в (2.43) можно ввести скользящий интервал суммирования (например, длиной K). Тогда во всех суммах формулы (2.43) пределы суммирования для $k > K$ примут такой вид $\sum_{j=k-K+1}^k \beta_j e_j^i$.

Результаты оценивания

В продолжение приведенных выше данных наблюдений (табл. 2.12 и 2.13) приведем результаты расчетов согласно точечному пошаговому алгоритму (табл. 2.16).

Таблица 2.16 - Решения, принятые ЛПР по выборке наблюдений для ТЗ 2×3

Шаг наблюдения	Пара ограничений	НВЕД 1		НВЕД 2		НВЕД наблюдения		Вес наблюдения	$\sum_{j=1}^k \beta_j e_j^i$		\hat{c}_k^i	
		$i=1$	$i=2$	$i=1$	$i=2$	$i=1$	$i=2$		$i=1$	$i=2$	$i=1$	$i=2$
1	1-4	-0,707	-0,707	0	1	-0,924	0,383	0,076	-0,070	0,029	-0,924	0,383
2	1-4	-0,707	-0,707	0	1	-0,924	0,383	0,076	-0,140	0,058	-0,924	0,383
3	1-4	-0,707	-0,707	0	1	-0,924	0,383	0,076	-0,211	0,087	-0,924	0,383
4	1-4	-0,707	-0,707	0	1	-0,924	0,383	0,076	-0,281	0,117	-0,924	0,383
5	1-4	-0,707	-0,707	0	1	-0,924	0,383	0,076	-0,352	0,146	-0,924	0,383
6	4-5	0	1	-1	0	-0,707	0,707	0,293	-0,559	0,353	-0,846	0,534
7	2-5	0,707	0,707	-1	0	-0,383	0,924	0,076	-0,588	0,423	-0,812	0,584
8	2-5	0,707	0,707	-1	0	-0,383	0,924	0,076	-0,617	0,493	-0,781	0,625
9	1-4	-0,707	-0,707	0	1	-0,924	0,383	0,076	-0,687	0,523	-0,796	0,605
10	1-4	-0,707	-0,707	0	1	-0,924	0,383	0,076	-0,758	0,552	-0,808	0,589
11	2-5	0,707	0,707	-1	0	-0,383	0,924	0,076	-0,787	0,622	-0,784	0,620
12	1-4	-0,707	-0,707	0	1	-0,924	0,383	0,076	-0,857	0,651	-0,796	0,605
13	1-4	-0,707	-0,707	0	1	-0,924	0,383	0,076	-0,927	0,680	-0,806	0,591
14	4-5	0	1	-1	0	-0,707	0,707	0,293	-1,135	0,887	-0,788	0,616
15	2-5	0,707	0,707	-1	0	-0,383	0,924	0,076	-1,164	0,958	-0,772	0,636
16	1-4	-0,707	-0,707	0	1	-0,924	0,383	0,076	-1,234	0,987	-0,781	0,625

Шаг наблюдения	Пара ограничений	НВЕД 1		НВЕД 2		НВЕД наблюдения		Вес наблю- дения	$\sum_{j=1}^k \beta_j e_j^i$		\bar{c}_k^i	
		i=1	i=2	i=1	i=2	i=1	i=2		i=1	i=2	i=1	i=2
17	2-5	0,707	0,707	-1	0	-0,383	0,924	0,076	-1,263	1,057	-0,767	0,642
18	4-5	0	1	-1	0	-0,707	0,707	0,293	-1,470	1,264	-0,758	0,652
19	4-5	0	1	-1	0	-0,707	0,707	0,293	-1,677	1,471	-0,752	0,659
20	4-5	0	1	-1	0	-0,707	0,707	0,293	-1,884	1,678	-0,747	0,665
21	2-5	0,707	0,707	-1	0	-0,383	0,924	0,076	-1,914	1,749	-0,738	0,675
22	1-4	-0,707	-0,707	0	1	-0,924	0,383	0,076	-1,984	1,778	-0,745	0,667
23	4-5	0	1	-1	0	-0,707	0,707	0,293	-2,191	1,985	-0,741	0,671
24	2-5	0,707	0,707	-1	0	-0,383	0,924	0,076	-2,220	2,055	-0,734	0,679
25	4-5	0	1	-1	0	-0,707	0,707	0,293	-2,427	2,262	-0,732	0,682
Полигон	4-5	0	1	-1	0	-0,707	0,707				-0,707	0,707

Алгоритм оценивания (2.43) представляет собой процедуру усреднения спектральных векторов наблюдений (с учетом их весов) по множеству шагов наблюдений. Судя по количеству (частотам) трех спектральных векторов, наблюдаемых за 25 шагов, видно, что их среднее значение должно формироваться в окрестности спектрального вектора 4-5. Расчеты, приведенные в табл. 2.16, это подтвердили. Следует отметить, что эта оценка приближается и к вектору наблюдения на Полигоне (см. строку «Полигон» в табл. 2.16).

Рекуррентный алгоритм обучения транспортной модели

В тех случаях, когда выборка наблюдений становится большой, одношаговый алгоритм, представленный своим основным выражением (2.43), может вызывать вычислительные затруднения. Один из способов преодоления этой сложности заключается в использовании скользящего интервала наблюдений, что становится возможным благодаря уменьшающейся значимости вклада в оценку новых наблюдений. Вторым способом, широко используемым в вычислительной практике, является построение *рекуррентных алгоритмов оценивания коэффициентов* искомой ЦФ [336, 337].

Большинство подобных алгоритмов строится на основе использования *рекуррентной формы метода наименьших квадратов* (МНК), который представлен в приложении 5 данной работы [77, 78, 102].

При решении обратной ТЗ, как было показано выше, ее следует преобразовать к стандартной форме ЗЛП. Всякое новое k -е наблюдение представляется спектром очередного решения, состоящего из совокупности M векторов \bar{e}_i^k (НВЕД), где $i = \overline{1, M}$. Здесь индекс номера наблюдения для удобства будем проставлять сверху, а снизу - номер НВЕД в спектре решения и индекс координаты в векторе. Каждый вектор \bar{e}_i^k можно считать «зашумленным» измерением фактического НВЕД ЦФ ЛПР \bar{c} . Аддитивный вектор погрешностей измерения обозначим как $\bar{\varepsilon}^k$. Тогда уравнение измерений для каждой отдельной j -й координаты в любом k -м наблюдении, можно представить в виде

$$e_{ij}^k = c_j + \varepsilon_j^k. \quad (2.44)$$

Поскольку, как показано выше, каждая координата вектора \bar{c} формируется независимо от других, данное уравнение измерений можно построить для каждой j -ой координаты искомого вектора \bar{c} .

Таким образом, наблюдается последовательность СТПР (пара векторов наличия и потребностей в ресурсах $\{\bar{a}, \bar{b}\}^k$, а после перехода к ЗЛП - пара $\{A, \bar{a}_0\}^k$) и принятых решений $\{\bar{x}\}^k$, по которым после нормализации получается совокупность спектров решений $\{\bar{e}\}_i^k$. Алгоритм получения оценок ЦФ ЛПР по наблюдениям в соответствии с рекуррентным МНК-алгоритмом приведен на рис. 2.22.

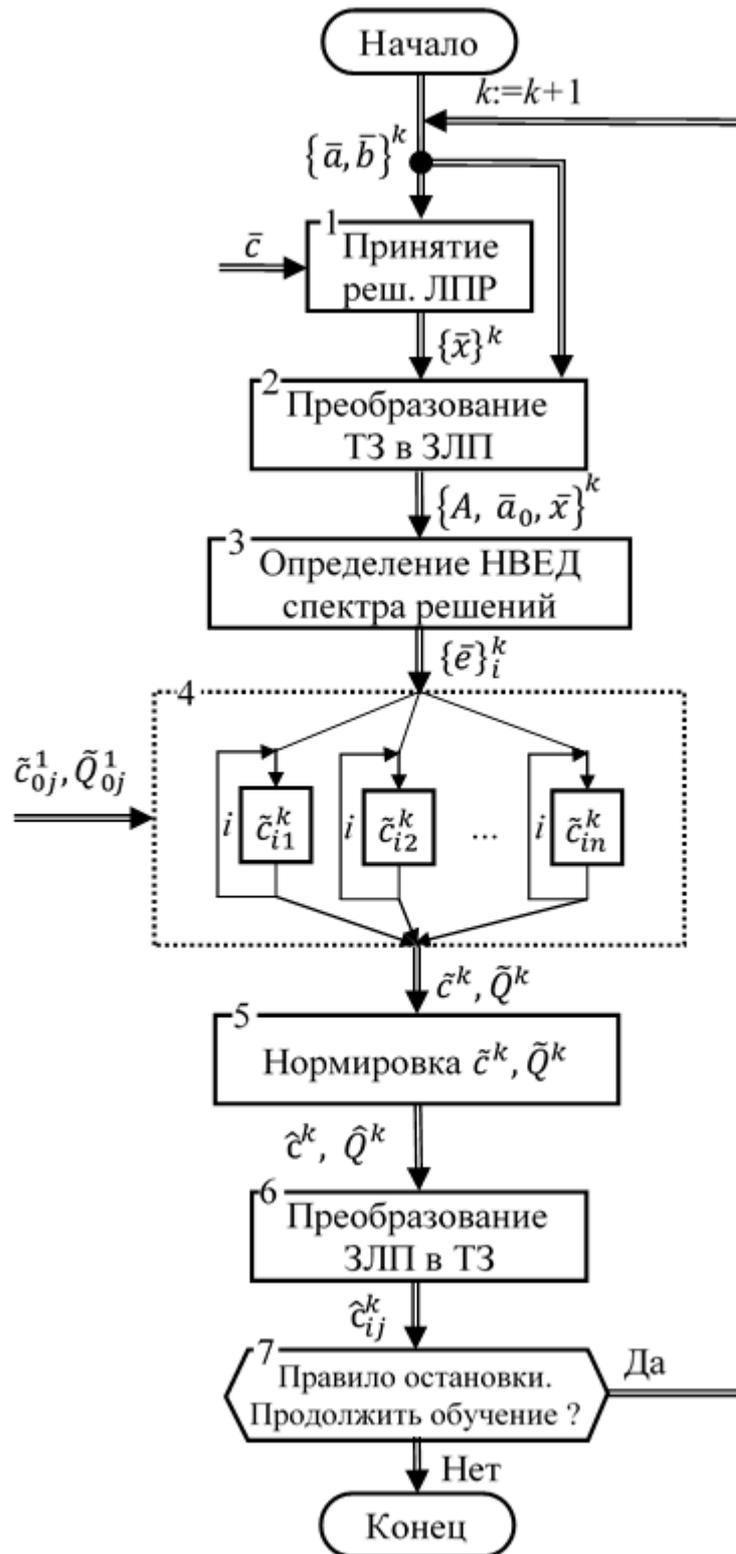


Рисунок 2.22 - Рекуррентный алгоритм вычисления оценок ЦФ ТЗ по наблюдениям за решениями, принимаемыми ЛПР

В [77, 78, 102] данный алгоритм назван «стохастическим», т.к. в нем используется стохастическая модель измерений (2.44), принятая в теории стохастического оценивания [47, 220, 236, 336, 337]. Основные этапы вычисления оценок НВВД ЦФ ЛПР с использованием рекуррентного алгоритма включает следующие этапы (рис. 2.22).

1-й этап. На очередном k -ом шаге наблюдений ЛПР получает данные о текущей СТПР в виде пары $\{\bar{a}, \bar{b}\}^k$. ЛПР, руководствуясь своим опытом, выбирает решение $\{\bar{x}\}^k$ как точку (или

вектор) в пространстве двухиндексных переменных x_{ij} . Затем это решение реализуется на практике и появляется обратная связь в виде квалификации принятого решения как эффективного (хорошего, удачного, приемлемого и т.п.) или неэффективного. Эта классификация варианта решения может выполняться неким «лицом, оценивающим решения» (ЛОР) или считаться по умолчанию эффективным, если ЛПР достаточно опытен (далее приведены экспертные процедуры, позволяющие выполнить такую квалификацию). Если решение признано эффективным, следует тройку $\{\bar{a}, \bar{b}, \bar{x}\}^k$ использовать на дальнейших этапах алгоритма, иначе - необходимо ждать следующей СТПР и этап 1 повторить вновь.

В алгоритме используется только положительный опыт ЛПР и отбрасывается отрицательный по той причине, что, как показали исследования [77, 78, 102], настройка модели происходит существенно быстрее по данным эффективных решений, чем по неэффективным. В связи с этим рекуррентные соотношения построены только для эффективных решений (подобный подход применяется практически во всех процедурах машинного обучения [139, 260]).

2-й этап. Наблюдение $\{\bar{a}, \bar{b}, \bar{x}\}^k$, соответствующее ТЗ, преобразуется в тройку $\{A, \bar{a}_0, \bar{x}\}^k$, соответствующую ЗЛП по алгоритму, приведенному в п.2.2.2. И далее обработка выполняется в соответствии с алгоритмом решения обратной ЗЛП (см. приложение 5).

3-й этап. Определяются те НВВД спектра задачи, которые соответствуют спектру решения $\{\bar{e}\}_i^k$, т.е. НВВД, соответствующие ограничениям-неравенствам, обращающимся в точке решения в равенства. Таких векторов в спектре - M . Обычно $M = n$, т.е. $i = \overline{1, n}$, где n - размерность ЗЛП.

4-й этап. На этом этапе реализуется рекуррентная процедура оценивания. Каждая j -я координата e_{ij}^k i -го вектора спектра решений связана с координатой c_j искомого НВВД ЛПР уравнением измерений (2.44). Каждая координата обрабатывается в соответствии с рекуррентными уравнениями, аналогичными паре уравнений рекуррентного МНК (см. приложение 5):

$$\tilde{c}_{i+1j}^k = \tilde{c}_{ij}^k + \tilde{Q}_{ij}^k (\tilde{Q}_{ij}^k + 1)^{-1} (e_{ij}^k - \tilde{c}_{ij}^k), \quad (2.45)$$

$$\tilde{Q}_{i+1j}^k = \tilde{Q}_{ij}^k - \tilde{Q}_{ij}^k (\tilde{Q}_{ij}^k + 1)^{-1} \tilde{Q}_{ij}^k. \quad (2.46)$$

Здесь рекурсивные итерации выполняются по множеству i -х векторов ($i = 1, 2, \dots, M$), образующих спектр решения для k -го наблюдения. Поскольку эти уравнения отображают настройку каждой координаты НВВД оценок ЦФ ЛПР по-отдельности, то в них нет матричных и векторных элементов, а все переменные скалярные. Фактически данные уравнения рекуррентно выполняют операцию вычисления среднего вектора по группе НВВД спектра очередного k -го решения ЛПР. Здесь текущие оценки помечены «тильдой» сверху, что отражает то обстоятельство, что результатом вычисления для k -го наблюдения будет совокупность координат \tilde{c}_{i+1j}^k , которые не являются координатами НВВД, т.к. в рекуррентных расчетах нормирование не проводилось. Нормирование, необходимое для получения конечного НВВД-оценки ЦФ ЛПР, проводится на следующем 5-ом этапе алгоритма.

Как в любом рекуррентном алгоритме, в данном возникает вопрос - какими задавать начальные значения \tilde{c}_{ij}^k и \tilde{Q}_{ij}^k при самом первом расчете, когда $k = 1$ и $i = 1$, при этом необходимо в рекуррентных выражениях задать предыдущие значения оцениваемых переменных при $i = 0$. В практике рекуррентного оценивания [20, 47, 220, 236, 336, 337] принято оценки \tilde{c}_{0j}^1 задавать как можно меньше (обычно $\tilde{c}_{0j}^1 = 0$), а дисперсии оценки \tilde{Q}_{0j}^1 как можно больше. Вычислительная практика показывает, что величиной достаточно большой можно считать $\tilde{Q}_{0j}^1 = 1000$. Результатом 3-го этапа по k -ому наблюдению будет пара векторов: \tilde{c}^k , \tilde{Q}^k или пара совокупностей их координат \tilde{c}_j^k , \tilde{Q}_j^k , где $j = \overline{1, n}$.

Заметим, что в исходном рекуррентном МНК-алгоритме Q_k - это дисперсионная матрица, в которой дисперсии оценок расположены на главной диагонали матрицы. Здесь же вектор \tilde{Q}^k является аналогом элементов главной диагонали дисперсионной матрицы Q_k .

5-й этап. Нормирование оценок координат \tilde{c}_j^k обеспечивает единичную длину вектора текущих оценок ЦФ ЛПР \hat{c}^k :

$$\hat{c}_j^k = \frac{\tilde{c}_j^k}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (\tilde{c}_j^k)^2}}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (2.47)$$

Поскольку \tilde{Q}_j^k имеет смысл дисперсии случайной величины \tilde{c}_j^k , то, в соответствии с правилами теории вероятностей, при масштабировании случайной величины ее дисперсия изменяется в квадратичном масштабе. Тогда

$$\hat{Q}_j^k = \frac{\tilde{Q}_j^k}{\sum_{j=1}^n (\tilde{c}_j^k)^2}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (2.48)$$

Полученные оценки \hat{c}_j^k и \hat{Q}_j^k , как оценки ЗЛП, являются финальными для k -го наблюдения и начальными для рекуррентного оценивания на 4-ом шаге данного алгоритма при следующем $(k+1)$ -ом наблюдении. Но для их использования в транспортной модели необходимо выполнить обратное преобразование, что и проводится на следующем этапе.

6-й этап. Одноиндексные оценки ЗЛП \hat{c}_j^k и \hat{Q}_j^k необходимо преобразовать в двухиндексные, соответствующие ТЗ. Для этого следует воспользоваться формулами п. 2.2.2. Заметим, что данное преобразование не является обязательным, т.к. опыт ЛПР может храниться и в виде пары оценок \hat{c}_j^k , \hat{Q}_j^k ЗЛП, эквивалентной ТЗ.

7-й этап. Применяется правило остановки процесса обучения модели.

Правила остановки итерационного процесса оценивания параметров ТЗ

Важным элементом любого последовательного алгоритма оценивания является правило остановки [160, 220], т.е. определения того момента, когда новые данные наблюдений уже не могут существенно улучшить качество искомых оценок. Показатель *количества шагов до остановки* является одной из важных характеристик алгоритмов последовательного оценивания.

Различают две группы индикаторов (показателей, признаков) качества оценок, получаемых в процессе работы алгоритма:

- показатели, используемые *в процессе имитационного моделирования*, когда известны истинные (эталонные) значения оцениваемых параметров;
- показатели, используемые *в процессе целевого использования* алгоритма оценивания на реальных данных, когда фактические значения неизвестны.

Как рекуррентный, так и точечный алгоритм могут применяться пошагово, по мере поступления данных очередного наблюдения. Результатом обработки данных очередного наблюдения являются очередные оценки параметров модели, которые, однако, не являются самоцелью, а предназначены для последующего решения прямой задачи распределения ресурсов (СиС по вызовам/пожарам). Поэтому правило остановки является актуальным как для одношагового алгоритма оценивания, так и для рекуррентного.

В приложении 5 приведены некоторые правила остановки для алгоритмов обучения моделей ЗЛП, которые могут быть применены и для ТЗ. Приведем лишь те, которые применимы для реализации в условиях реального применения алгоритма машинного обучения транспортных моделей.

Как отмечалось выше, в отличие от обратных ЗЛП, в транспортных моделях возможна сходимость оценок к значениям, смещенным относительно «фактических», которые, однако, в реальных ситуациях достоверно неизвестны. Поэтому здесь основным свойством сходимости следует считать сходимость к установившимся значениям.

Правила остановки на реальных данных

Правило 1. Сходимость на полигоне. Полигон является хорошим тестом проверки степени обученности модели как при имитационном моделировании для отработки алгоритмов обучения моделей, так и при обработке реальной выборки, содержащей данные, получаемые от ЛПР. При использовании ОДР-полигона в качестве средства мониторинга, качество обученности модели может проверяться *не по сходимости оценок, а по сходимости решений*, т.к. устойчивость

(повторяемость) решения на нескольких шагах свидетельствует о возможности прекращения процесса оценивания.

Мониторинг процесса сходимости оценок можно проводить и по решениям, принимаемым на основании текущих значений оценок ЦФ ЛПР. Для этого следует воспользоваться контрольной СТПР (порождающей ОДР-полигон), построенной по предыдущим СТПР (см. подпункт П5.5). Для прикладных задач транспортного типа размерности 2×3 , предназначенных для распределения пожарного оборудования (например, автоцистерн) по вызовам/пожарам, ОДР-полигон приведен на рис. 2.23 а).

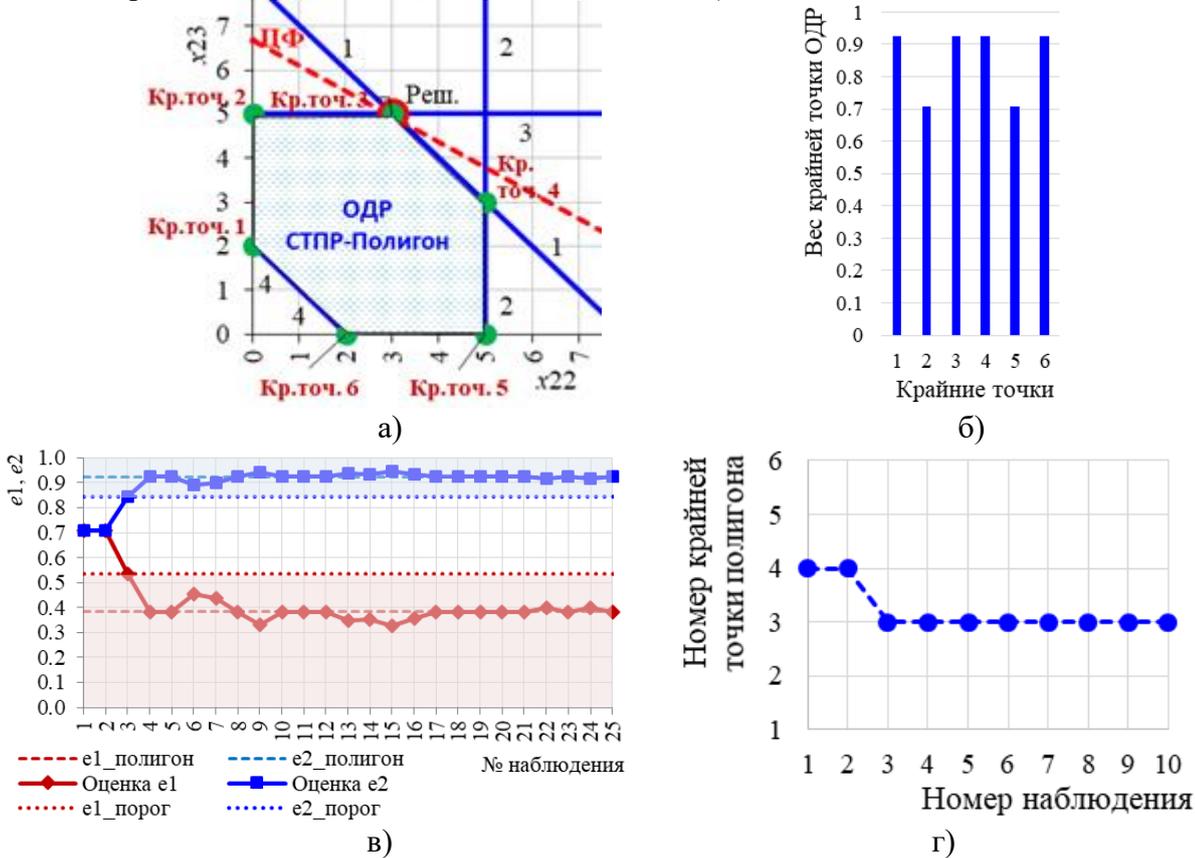


Рисунок 2.23 - Полигон (а), веса информативности вариантов решений на нем (б), сходимость по оценкам (в) и по решениям на полигоне (г)

Для полигона веса информативности решений имеют место максимально однородные значения (рис. 2.23 б), что обеспечивает практически равноточное измерение степени приближения решения к установившемуся значению при любом положении гиперплоскости целевой функции. Т.е. пространство НВВД ЦФ практически изотропно для полигона.

Пример последовательности имитированных наблюдений, рассмотренный выше, при использовании полигона как теста достаточности обучения модели по критерию безошибочности принятия решений на ее основе, проиллюстрирован на рис. 2.23 г). Здесь видно, что после использования 2-го наблюдения для обучения модели, она уже может быть использована для оптимального выбора решений в новых СТПР. При этом решения будут оставаться неизменными и безошибочными. Однако, не на модельных, а на реальных данных, открытым остается вопрос о том, какое количество повторяющихся решений $N_{\text{порог}}$ является достаточным. На рис. 2.23 в) проиллюстрирована сходимость по оценкам (на основании которых и принимаются решения). Видно, что, начиная с 3-го наблюдения, значения координат вектора оценок, приближаясь к одной из крайних точек ОДР-полигона (вектору спектра полигона), входят в те зоны, пребывание в которых обеспечивает неизменность решений. При этом видно, что дисперсия отклонений от координат вектора полигона лишь уменьшается с каждым новым наблюдением.

Алгоритм мониторинга степени обученности модели приведен на рис. 2.24.

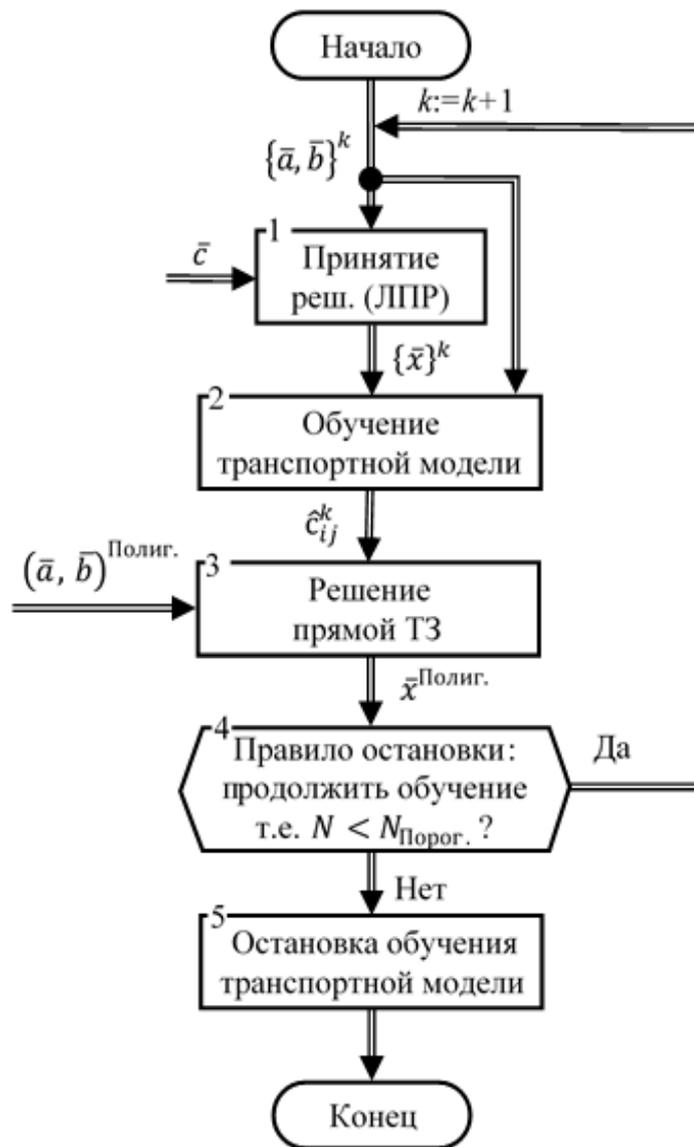


Рисунок 2.24 - Алгоритм работы *Правила остановки 1* с использованием СТТР-полигона

Здесь в блоке 2 реализуется одношаговый или рекуррентный алгоритм (рис. 2.22). В блоке 3 по СТТР-полигону отыскивается оптимальное решение (см. рис. 2.23 в), где в качестве ЦФ используется текущая обученная модель. В блоке 4 проверяется количество повторов подряд (за последние циклы обучения модели, выполненные по поступившим наблюдениям) и если это количество меньше порогового значения ($N < N_{\text{Порог.}}$), то в обучении используется следующее ($k+1$) наблюдение. Иначе - процесс обучения транспортной модели заканчивается.

Если в процессе обучения встречаются различные последовательности одинаковых решений, то $N_{\text{Порог.}}$ следует выбрать больше самой длинной из ранее появлявшихся цепочек. Длиннее, как минимум на один повтор, хотя в теории статистических решений [160] существуют и более строгие процедуры выбора достаточного количества повторов.

Заметим, что ускорить процесс сходимости оценок можно двумя путями:

1. Упорядочить наблюдения (если такая возможность имеется в прикладной задаче) [77, 78, 102]. Ранжирование наблюдений по значениям весовых коэффициентов информативности (β^k) решений приведет к тому, что сходимость оценок по решениям наступает, как правило уже на первом шаге;

2. Выполнить оптимальное планирование эксперимента на ЛПР, т.е. построить оптимальный план его тестирования для получения от него на каждом шаге максимально

информативных решений [77, 78, 102].

2. Сходимость по приращениям оценок. Для мониторинга на реальных данных, когда фактическая ЦФ априори неизвестна, в качестве меры сходимости процесса обучения может быть использована разность текущего и предыдущего векторов оценок (при последовательном поступлении и использовании наблюдений обучающей выборки). Тогда мерой сходимости может быть длина вектора разности двух векторов оценок ЦФ, вычисленных на текущем $(k+1)$ и предыдущем k -ом шагах наблюдений

$$\delta_c^{k+1} = |\hat{c}^{k+1} - \hat{c}^k| \cdot 0,5, \quad k = 1, 2, \dots \quad (2.49)$$

Идеалом сходимости оценок является $\delta_c^{k+1} = 0$. Поскольку каждый из векторов разности имеет единичную длину (НВЕД), то максимальная разность (при любой размерности пространства переменных) может быть равна 2 - когда они разнонаправлены. Поэтому в (2.49) добавлен множитель 0,5, в этом случае $\delta_c^{k+1} \in [0; 1]$.

На рис. 2.25 а) проиллюстрировано изменение этого показателя для рассматриваемого выше модельного примера, но данные о модельной ЦФ здесь не участвуют, а используются лишь значения текущих и прошлых оценок.

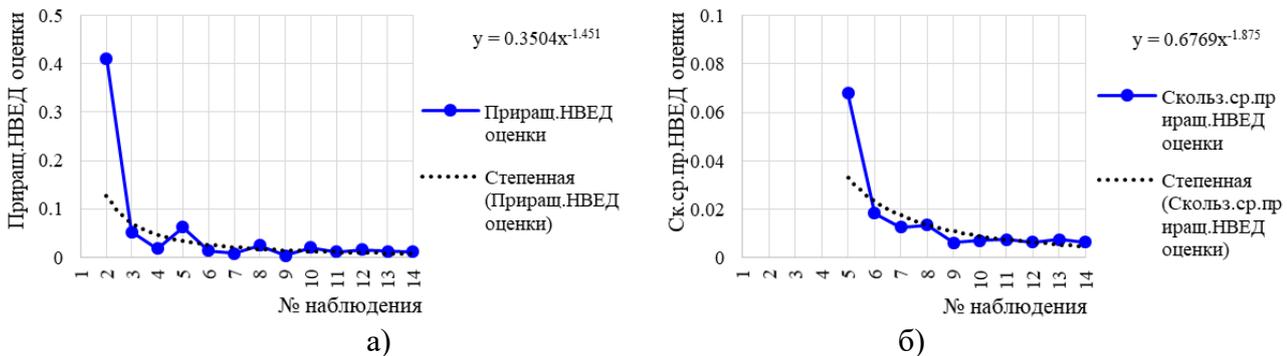


Рисунок 2.25 - Сходимость оценок ЦФ ЛПР по приращениям НВЕД оценки

Как видно, процесс сходимости хорошо отражается этим показателем, а если на каждом шаге строить нелинейную аппроксимацию, то можно по ее прогнозу вычислить необходимое для остановки количество предстоящих наблюдений. Здесь выполнена аппроксимация степенной функцией, которая имеет следующий вид:

$$\delta_c^k = 0,3504k^{-1,451}. \quad (2.50)$$

На рис. 2.25 б) приведена модификация меры сходимости (2.49), отличающейся тем, что здесь используется не сама разность соседних оценок, а скользящее среднее этих разностей за несколько наблюдений (в данном примере - за 4). Таким образом сглаживаются случайные колебания и кривая затухания этого показателя становится более гладкой. Хотя и ее также можно сгладить, аппроксимировав монотонно убывающей нелинейной функцией, позволяющей прогнозировать снижение невязки (2.49). Алгоритм работы данного правила остановки аналогичен предыдущему и отличается лишь содержанием блока 4, где проверяется и неравенство $\delta_c^{k+1} > \delta_c^{\text{Порог}}$. Если «Нет», то процедура обучения прекращается, иначе - продолжается.

2.2.4.3. Интерпретация результатов обучения транспортной модели

Алгоритм (2.42) построен на основе усреднения взвешенных векторов наблюдений, значит, если данные формировались случайным образом, то появление любого вектора наблюдений (см. рис. 2.21) равновероятно. Как видно из рис. 2.21 а), не все направления обладают равной информативностью. Поэтому редкая (разреженная) сетка векторов спектра наблюдений данной задачи приводит к тому, что итоговый вектор оценок оказывается смещенным относительно фактического (моделируемого) вектора ЦФ ЛПР. Однако редкая сетка спектра наблюдений, как показали многочисленные статистические эксперименты, играет и положительную роль - спектральная линия, соответствующая полученной оценке ЦФ ЛПР,

обеспечивает хорошее качество решений, т.к. обладает слабой чувствительностью к изменению исходных данных (СТПР). Графически для ТЗ 2×3 сходимост по оценкам проиллюстрирована на рис. 2.26.

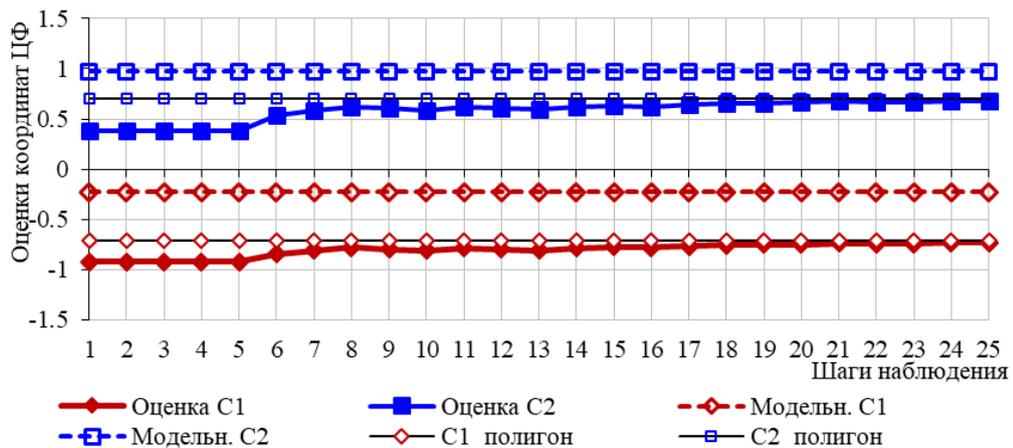


Рисунок 2.26 - Сходимость оценок ЦФ ЛПР с учетом информативности решений

Из этого рисунка видно, что оценки коэффициентов ЦФ (ее НВВД) сходятся не к «фактическим» (моделируемым) значениям, а к значениям решения (его НВВД) на Полигоне. Однако, как показало моделирование, в любых вновь возникающих СТПР (см. рис. 2.17) решения, полученные по настроенной (оцененной) ЦФ не приводят к ошибкам (совпадают с решениями, полученными по моделируемой ЦФ). Все решения, принятые в любой СТПР по модели, совпадают с решениями, принятыми ЛПР (имитирующей его ЦФ).

Графики невязки вектора оценок аппроксимирующей ЦФ относительно фактического НВВД ЦФ (верхняя) и относительно ближайшего спектрального вектора Полигона, приведены на рис. 2.27.

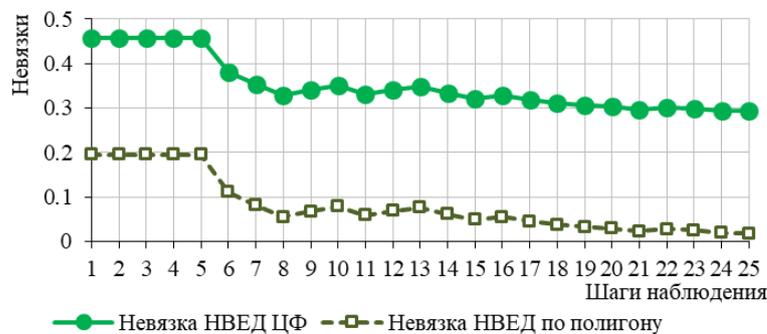


Рисунок 2.27 - Сходимость невязки оценок ЦФ ЛПР относительно модельных значений и полигона

Здесь невязка вычисляется как нормированная (приведенная к интервалу возможных значений от 0 до 1) длина вектора разности пары векторов: вектора оценок ЦФ (полученной по обучающей выборке) и вектора модельной ЦФ, а также вектора оценок ЦФ и вектора оценок ЦФ на полигоне.

Сходимость по решениям для рассматриваемой ТЗ 2×3 здесь не приводится, т.к. после первого же шага обучения модели (по единственному наблюдению - $k=1$) оценки модели оказались достаточно точными для того, чтобы решения, принятые по всем остальным возникающим СТПР, полностью совпадали между собой — по ЦФ ЛПР и по обученной модели.

Таким образом, аппроксимация ЦФ, не эффективная по оценкам, оказывается *эффективной по решениям*. Это неочевидное свойство, как показали статистические имитационные исследования, *присуще всем задачам подобного типа, имеющим дискретный спектр*.

2.2.4.4. О логике адекватности обученной модели

Факт быстрой *сходимости по решениям* и слабой *сходимости по оценкам ЦФ* объясняется тем, что ЦФ ЛПР проявляется только через СТПР (ОДР). А из всех возможных СТПР лишь СТПР-полигон является наиболее представительным и информативным (см. табл. 2.15) представителем среды, в которой действует ЛПР. Внешний наблюдатель видит целевые предпочтения (в форме ЦФ) ЛПР через СТПР, а значит и ЦФ ЛПР должна иметь вид одного из элементов СТПР. Такими элементами СТПР являются векторы спектра задачи или спектра полигона. В процессе обучения модели (оценивания) ЦФ ЛПР вычисляется НВВД ЦФ (как образ ЦФ), аппроксимируя его одним из векторов спектра полигона. Т.е. можно говорить об аппроксимации ЦФ ЛПР одним из *векторов наблюдений* полигона (см. на рис. 2.20 б) векторы 2-4, 2-3, 3-6, 1-6, 1-5, 4-5). Таким образом, исходная (модельная) ЦФ ЛПР, представляемая *непрерывным спектром НВВД* (рис. 2.21), будучи спроецированной на СТПР, *дискретизируется спектром задачи*, информационно полным представителем которого является спектр полигона. Поэтому искать оценку ЦФ ЛПР, аппроксимирующую его предпочтения, можно только на дискретном спектре задачи (полигона), что объясняет факт сходимости оценок (НВВД ЦФ) к одному из векторов спектра полигона, а не к исходно непрерывному НВВД ЦФ ЛПР.

Отметим также, что качество аппроксимации зависит от того, насколько множество СТПР на фазе обучения модели является представительным, т.е. полно отражающим все разнообразие возможных ситуаций. Если множество СТПР представительно (адекватно среде), можно говорить об аппроксимации, адекватной любым потенциально возможным СТПР. Если множество СТПР отражает лишь часть возможных ситуаций, то имеет место *локальная аппроксимация предпочтений ЛПР моделью ТЗ*, при которой в процедурах обучения и в последующем решении прямой ТЗ используется лишь часть спектра задачи или спектра полигона (т.е. используется локальный спектр). В этом случае решения, принятые по настроенной модели, будут надежными лишь для новых СТПР, возникающих в той же локальной области спектра, т.е. это будет поиском решений «под фонарем» — в той части спектра задачи, которая уже «освещена» предыдущими шагами обучения. Если возникает СТПР, выходящая за пределы локальной, необходимо вновь протестировать ЛПР в этой новой области и скорректировать оценки модели ЦФ.

Таким образом, к особенностям и специфическим свойствам транспортной модели распределения ограниченных ресурсов относятся следующие:

- спектр ТЗ является дискретным, что позволяет быстрее обучать модели этого типа, а решения по обученной модели обладают низкой чувствительностью к вариациям данных;
- все возможные решения разбиваются на несколько групп информативности, каждое из которых вносит соответствующий ей вклад в скорость обучения модели и при возможности управления предъявлениями СТПР лицу, принимающему решения, скорость обучения может быть существенно повышена.

2.3. Экспертные процедуры выявления предпочтений ЛПР

Для решения обратной ТЗ (путем машинного обучения ТЗ) необходима информация (обучающая выборка) о ситуациях, требующих принятия решений (СТПР) и о решениях, принятых опытным ЛПР. Эти данные могут быть получены двумя способами:

- в режиме нормального функционирования системы;
- в режиме деловой игры (учений).

Если в первом случае достаточно корректно (точно и в достаточном объеме) собрать статистические данные, то во втором случае можно и управлять ситуацией (СТПР), выбирая ее в соответствии с целями задачи.

В ныне сложившейся практике регистрации результатов ликвидации пожаров количественные данные вписываются в акты и карточки о пожарах с большой долей субъективности. В ряде случаев, как отмечалось в главе 1, это приводит к существенному

превышению уровня случайной составляющей (шума) над регулярной, что затрудняет выявлять статистические закономерности. Высокий уровень шумов такой природы часто обусловлен быстротечностью процессов развития пожаров и цейтнотом РТП.

Можно выделить два основных *недостатка выборки, полученной в режиме нормального функционирования*:

- высокая зашумленность статистических данных;
- ограниченная вариабельность ситуаций принятия решений (СТПР).

В режиме учений оба эти недостатка можно свести к минимуму, т.к. отсутствует состояние цейтнота, измерения могут выполняться специальными средствами с необходимой точностью. А параметры ситуаций могут варьироваться в необходимом широком диапазоне, чтобы прозондировать и ситуации, редко встречающиеся в реальной действительности. Кроме того, в режиме учений появляется важная возможность оптимального планирования эксперимента для максимально быстрого получения данных о модели. Однако, режим учений не позволяет создать условия, абсолютно адекватные реальным, что может приводить к недостаточно высокой адекватности обученных моделей ТЗ.

С учетом этого, в машинном обучении могут использоваться оба типа обучающих выборок при условии контроля точности и адекватности обучаемой модели.

В ситуациях обеих типов важную роль играет фаза оценивания принятых и реализованных решений - можно ли их считать удачными (эффективными, оптимальными) или нет. По этому поводу в приказах и учебных пособиях [278, 290] существуют указания, методики и специальные процедуры, рекомендуемые и регламентирующие проведение оценивания решений, принятых в процессе управления ликвидацией пожара. Одна из стандартных оценочных (и обучающих) процедур именуется «разбором пожаров» (РП). Приведем некоторые наиболее существенные положения этих процедур по [278].

РП, как обучающая процедура, относится к категории тактической подготовки управленческого состава ГСП.

Основные цели РП заключаются в следующем:

- анализ решений, принимаемых при ликвидации пожаров;
- оценивание степени подготовки дежурных смен, а также других пожарных подразделений;
- анализ положительного и негативного опыта в управлении тушением пожара, использования новых технологий, способов тушения, пожарной техники, а также средств связи;
- анализ особенностей пожаров, причин возгораний и их развития;
- анализ случайных и непредвиденных явлений, событий, возникающих при ликвидации пожаров;
- разработка конструктивных предложений, нацеленных на устранение имевших место недостатков.

Пожары, случившиеся в соответствующих районах выезда подразделений, должны быть проанализированы с сотрудниками дежурных караулов не позднее 10 суток с даты их ликвидации.

Время и порядок РП определяется начальниками подразделений ГПС.

В процессе разбора руководитель РП:

объявляет цель и порядок разбора;

- знакомит участников РП с оперативно-тактическими особенностями объекта, его первоначальным состоянием и причинами возникновения пожара;
- с помощью иллюстративного материала восстанавливает первоначальную и последующую обстановку на пожаре;
- восстанавливает хронологию докладов, принятых РТП решений и действий персонала;
- обсуждает действия РТП и других сотрудников, дает оценки их действиям;
- руководитель РП обобщает дискуссию и дает оценку правильности действий РТП и другого персонала на пожаре.

Таким образом, в сложившемся порядке РП выполняется, фактически, ретроспективное экспертное оценивание действий РТП по данным уже прошедших пожаров. Однако, из нормативных документов [278, 290] не следует, что РП должен проводиться для получения корректных выводов и оценок, в строгом соответствии с правилами экспертного оценивания [38, 167]. Далее предлагается, в том числе, проведение оценивания принятых решений по корректным, математически строгим процедурам, что крайне важно для использования оценок ретроспективных решений в процедурах машинного обучения транспортных моделей, используемых в СППР.

Еще одной важной особенностью (возможностью) РП является то, что разбор может быть проведен по гипотетическим сценариям пожаров, специально синтезированным для моделирования поведения РТП и другого персонала в тех или иных условиях. Этот режим далее назван режимом учений (или деловой игры). Он позволяет организовывать и проводить оптимальные (в плане информативности получаемой информации) эксперименты, не подвергая опасности личный состав.

РП также, в отличие от реальной боевой обстановки, позволяет вырабатывать и обсуждать решения коллегиально, т.е. проводить групповую экспертизу, что существенно повышает надежность принимаемых решений, которые далее могут быть использованы в машинном обучении транспортных моделей.

РП позволяет получать реакцию на возникающие ситуации как от очень опытных РТП, так и от начинающих РТП. Тогда обученные модели опытных РТП могут служить эталонами принятия решений в различных ситуациях, а модели, обученные начинающими РТП, могут служить показателями (индикаторами) уровня их подготовки.

2.3.1. Алгоритм экспертного оценивания вариантов распределения ресурсов на основе транспортной модели

Экспертные процедуры являются формализованным средством получения от экспертов, в том числе ЛПР, информации об объекте экспертизы. Эксперт является своеобразным *измерительным прибором*, позволяющим, с помощью использования специальных методов и алгоритмов организации экспертизы и обработки ее результатов (приложение 2), измерить те или иные свойства объектов в тех ситуациях, где нет возможности получить сведения с помощью существующих инструментальных средств. В рассматриваемом контексте объектами измерения (оценивания, выбора) являются варианты решений, которые следует принять (или они уже были приняты) в той или иной сложившейся ситуации (СТПР).

Для реализации на практике изложенных выше алгоритмов машинного обучения транспортных моделей необходимы две группы данных:

- *информация об СТПР*, т.е. значения пары векторов (\bar{a}, \bar{b}) , отражающих текущую потребность в ресурсах (СиС) и текущее их наличие;
- *информация о принятом ЛПР решении* (вектор \bar{x} или его двухиндексный аналог) и подтверждение, что данное решение, как реакция ЛПР на СТПР, является эффективным (оптимальным, удовлетворительным, приемлемым, и т.п.).

Экспертные процедуры в задаче распределения ресурсов (СиС) пожарных частей по вызовам/пожарам, на основе использования транспортной модели, могут применяться в трех вариантах:

1. *В процессе распределения СиС по вызовам/пожарам* руководителями диспетчерской службы гарнизона;
2. *При разборе пожара* [290, 370], когда пожар ликвидирован, приняты и реализованы в процессе его тушения оперативные решения, получен эффект в виде ущерба различных объемов (по видам) и известны затраты на тушение пожара. По этим данным вышестоящий руководитель или группа специалистов (экспертов) анализирует возникавшие ситуации и оценивает качество решений, принятых РТП или командирами направлений;
3. *На занятиях и тренировках*, когда создаются заранее спланированные ситуации и

руководители соответствующих рангов должны принимать решения.

Экспертиза во всех этих случаях может быть единоличной (один эксперт) или групповой (несколько экспертов).

В реальных боевых действиях (варианты 1 и 2) фазы принятия управленческих решений и оценивание их эффективности разделены и разнесены во времени. Хотя в тех случаях, когда РТП и другие ЛПР достаточно опытные, второй вид экспертизы может не использоваться, а все принятые решения априори считаются эффективными. Статистические данные, полученные в вариантах 1 и 2, позволяют использовать их как обучающую выборку для машинного обучения транспортных моделей, которые в дальнейшем могут применяться в системах поддержки принятия решений (СППР).

На занятиях и тренировках (вариант 3) оба варианта применения экспертизы могут использоваться в рамках единых комплексов обучения личного состава. Однако, в этом случае построенные модели могут использоваться для мониторинга степени обученности специалистов и сравнения их моделей с моделями опытных ЛПР. Далее рассмотрим, как две отдельные технологии экспертные процедуры отдельно для вариантов 1 и 2, имея в виду, что они могут быть объединены в единый комплекс в процессе учений и тренировок.

Альтернативные планы распределения СиС в рамках концепции транспортной модели представляют собой все множество вершин (крайних точек) многогранника ограничений (ОДР). Причем, поскольку априори предпочтения ЛПР (его ЦФ) неизвестны, оптимальным решением может быть любая из множества крайних точек ОДР. Поэтому, если СТПР (пара векторов \bar{a}, \bar{b}), известна, то для выбора одной из этих точек лицу, принимающему решения, следует предъявить весь набор альтернатив.

В терминах экспертного оценивания, выбрать один из вариантов распределения СиС по вызовам - это ранжировать все альтернативные варианты распределений и принять самый предпочтительный из них. Поскольку задача распределения рассматривается как транспортная задача, то альтернативами являются все вершины многогранника ограничений ТЗ. Для рассматриваемого выше примера ТЗ 2×3 максимальное количество таких вершин-альтернатив - 6 (см. рис. 2.17).

В теории экспертного оценивания [38, 167], если количество альтернатив более чем 3-5, то для их ранжирования, как правило, применяется метод парных сравнений. Продемонстрируем далее на примере рассмотренной ранее ТЗ 2×3 технологию (алгоритм) выбора оптимального распределения с применением методов экспертного оценивания и принципов оптимального планирования эксперимента. Обобщим затем алгоритм на случай ТЗ произвольной размерности. На рис. 2.28 приведен алгоритм выбора лицом, принимающим решения, наилучшей из альтернатив распределения ресурсов при одновременных вызовах.

Проиллюстрируем работу алгоритма на том же примере ТЗ 2×3 . Здесь предполагается, что *в системе управления нет какой-либо априорной информации о предпочтениях ЛПР* и данный алгоритм играет роль элемента СППР для декомпозиции СТПР на ряд простых операций. Т.е. в рамках данного алгоритма *решается прямая задача выбора варианта плана распределения*. Здесь рассмотрим числовой пример, соответствующий наблюдениям, СТПР которых содержит наибольшее количество альтернативных вариантов планов распределения ресурсов (см. рис. 2.17 д). Это наблюдения 6, 19, 20, 23 и полигон. В числовых расчетах использованы данные полигона.

В блоках 1-2 выполняются подготовительные операции (без участия ЛПР).

Блок 1. Вновь возникающая СТПР для ТЗ представляется парой векторов (\bar{a}, \bar{b}) , где \bar{a} - имеющиеся в наличии ресурсы, а \bar{b} - потребности в ресурсах данного типа.

Блок 2. ТЗ преобразуется в эквивалентную ей ЗЛП в соответствии в выражениями (2.20)-(2.29) для произвольной размерности или по (2.30)-(2.38) для ТЗ 2×3 . В результате такого преобразования СТПР будет уже представлена не парой (\bar{a}, \bar{b}) , а парой (A, \bar{a}_0) , где A - матрица коэффициентов левых частей ограничений (матрица спецификаций), \bar{a}_0 - вектор правых частей ограничений.

В блоках 3-7 выполняются операции по выявлению альтернативных планов распределения ресурсов на основании данных текущей СТПР - формируется множество

альтернативных планов Ψ . Эти операции выполняются автоматически, без участия ЛПР.

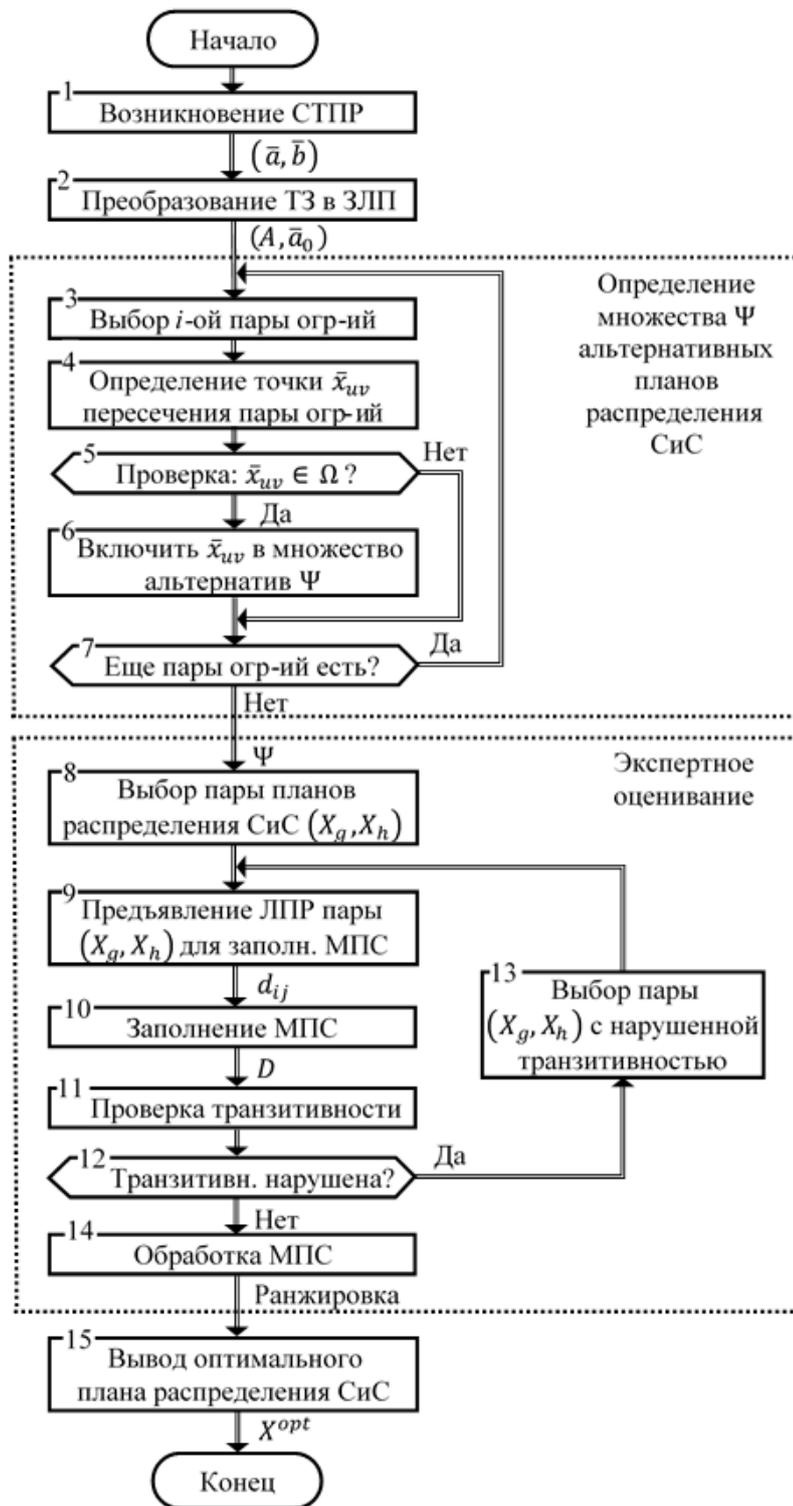


Рисунок 2.28 - Алгоритм выбора оптимального плана распределения СиС

Блок 3. Из всего множества ограничений ЗЛП с конкретными значениями параметров A, \bar{a}_0 выбирается очередная пара ограничений-неравенств вида (\leq) и из них формируется пара ограничений-равенств путем использования лишь строгого равенства $(=)$ для дальнейшего анализа. Для произвольной размерности ЗЛП (n) количество пересечений гиперплоскостей, образующих крайнюю точку, равно размерности n , поэтому в общем случае следует выбирать n уравнений.

Блок 4. Решается отобранная на предыдущем шаге пара уравнений, в результате чего

находятся координаты точки (вектора) пересечения (\bar{x}_{uv}) соответствующих им линиям (гиперплоскостей) u и v в списке ограничений ЗЛП. Для ТЗ 2×3 , в обозначениях, принятых в ЗЛП (см. приложение 5), будет решаться следующая пара (а в произвольном случае n - уравнений) уравнений:

$$\begin{cases} a_{u1}x_1 + a_{u2}x_2 = a_{u0} \\ a_{v1}x_1 + a_{v2}x_2 = a_{v0} \end{cases} \quad (2.51)$$

Решением этой пары уравнений (координаты вектора \bar{x}_{uv}) будет:

$$x_1 = \frac{a_{u0}a_{v2} - a_{u2}a_{v0}}{a_{u1}a_{v2} - a_{u2}a_{v1}}; \quad x_2 = \frac{a_{u1}a_{v0} - a_{u0}a_{v1}}{a_{u1}a_{v2} - a_{u2}a_{v1}}. \quad (2.52)$$

Для некоторых пар уравнений решение может отсутствовать (, т.к. в ТЗ некоторые гиперплоскости параллельны друг другу). В результате циклического перебора всех пар уравнений заполняется таблица (матрица) решений (2.52). Достаточно заполнить, например, верхний треугольник таблицы. Для рассматриваемой задачи таблица решений, после циклического выполнения шагов 3-7 будет иметь вид, приведенный в табл. 2.17 в формате $(x_1; x_2)$.

Таблица 2.17 - Решения x_i пар уравнений ограничений ЗЛП для СТПР-полигона, представленные в формате $(x_1; x_2)$

		Номер ограничения					
		1	2	3	4	5	6
Номер ограничения	1		нет	(5;-2)	(-3;6)	(0;3)	(3;0)
	2			(5;3)	(2;6)	(0;8)	(8;0)
	3				(5;6)	нет	(5;0)
	4					(0;6)	нет
	5						(0;0)
	6						

Блок 5. Проверяется условие: $\bar{x}_{uv} \in \Omega$ для пар уравнений, имеющих решение. Если это условие выполняется, то множество крайних точек ОДР пополняется еще на одну, иначе - рассматривается следующая пара уравнений (блок 7). Таким образом, итерационно формируется все множество вершин ОДР для текущей СТПР.

Блок 6. Для очередной точки $\bar{x}_{uv} \in \Omega$ (обозначим ее \bar{x}_{uv}^Ω), которая относится к ОДР, как области определения ЗЛП Ω , определяется соответствующий ей вариант ($X_k \in \Psi$) плана распределения. Каждый альтернативный план X_k строится согласно соотношениям (2.30), позволяющим каждой точке $\bar{x}_{uv}^\Omega (x_{22}; x_{23})$ поставить в соответствие таблицу решения ТЗ, аналогичную табл. 2.9. Для компактности представления вместо таблицы распределения ресурсов в ТЗ будем использовать соответствующую ей матрицу. После выявления всех \bar{x}_{uv}^Ω в цикле блоков 3-7, получим следующие альтернативные планы распределения ресурсов:

$$\begin{cases} X_1 = \begin{pmatrix} 3 & 5 & 0 \\ 2 & \mathbf{0} & \mathbf{6} \end{pmatrix}; & X_2 = \begin{pmatrix} 0 & 5 & 3 \\ 5 & \mathbf{0} & \mathbf{3} \end{pmatrix}; & X_3 = \begin{pmatrix} 0 & 2 & 6 \\ 5 & \mathbf{3} & \mathbf{0} \end{pmatrix}; \\ X_4 = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 6 \\ 3 & \mathbf{5} & \mathbf{0} \end{pmatrix}; & X_5 = \begin{pmatrix} 5 & 0 & 3 \\ 0 & \mathbf{5} & \mathbf{3} \end{pmatrix}; & X_6 = \begin{pmatrix} 5 & 3 & 0 \\ 0 & \mathbf{2} & \mathbf{6} \end{pmatrix}, \end{cases} \quad (2.53)$$

где жирным шрифтом выделены пары, соответствующие значениям переменных $x_{22}; x_{23}$. Эти планы соответствуют крайним точкам ситуации, представленной на рис. 2.17 д). Соответствие между планами распределения ресурсов и крайними точками, образованными пересечением пар линий (гиперплоскостей) ограничений, следующее: $(4 - 5) \approx X_1$; $(1 - 5) \approx X_2$; $(1 - 6) \approx X_3$; $(3 - 6) \approx X_4$; $(1 - 2) \approx X_5$; $(2 - 4) \approx X_6$, где в круглых скобках - номера пар линий ограничений.

Блок 7. Проверяется наличие еще не проверенных пар уравнений. Если еще не все проверены, то процесс возвращается в блок 3, иначе - верхний треугольник таблицы решений пар уравнений оказывается заполненным (табл. 2.17) и необходимо переходить к экспертным процедурам.

В блоках 8-14 выполняются человеко-машинные операции по определению наилучшего

из ранее выявленных альтернативных планов распределения ресурсов. Здесь ЛПР выступает в роли эксперта, имеющего свои целевые установки (не формализованные, а, возможно, и не вербализуемые, но основанные на его опыте и компетенциях) представления о качестве того или иного плана распределения ресурсов. В этих блоках используется инструментарий экспертного оценивания (см. приложение 2).

Блок 8. Перебираются пары планов $(X_g; X_h)$, представленных в (2.53) для предъявления их ЛПР, который должен затем высказать предпочтение одного плана другому.

Блок 9. ЛПР упорядочивает предъявленную ему пару альтернатив $X_g; X_h$, проставив для нее соответствующие баллы d_{gh} . Упорядочение будем выполнять по дискретной шкале измерения предпочтений:

$$d_{gh} = \begin{cases} 3, & \text{если } X_g > X_h, \text{ т. е. } X_g \text{ предпочтительнее чем } X_h, \\ 2, & \text{если } X_g \approx X_h, \text{ т. е. } X_g \text{ эквивалентен } X_h, \\ 1, & \text{если } X_g < X_h, \text{ т. е. } X_h \text{ предпочтительнее чем } X_g. \end{cases} \quad (2.54)$$

Дискретная шкала может быть и другой [38, 167]. В зависимости от формы реализации алгоритма, предъявления могут выполняться в виде диалогового машинного интерфейса или в форме анкеты, заполняемой вручную.

Блок 10. Результатом парных сравнений является матрица парных сравнений (МПС), заполненная измерениями (2.54), полученными от ЛПР. МПС может быть представлена и в виде таблицы, аналогичной табл. 2.17, как и в ней, в МПС ЛПР может заполнять лишь один (обычно - верхний) треугольник. Для данных рассматриваемого примера МПС, заполненная ЛПР, имеет вид, приведенный в табл. 2.18.

В МПС вписаны баллы d_{gh} в режиме имитационного моделирования. При этом ЛПР-эксперт моделировался как идеальный измерительный прибор, который имеет абсолютное разрешение альтернатив и не допускает ошибок в оценивании по (2.54). В реальных обстоятельствах эксперт может допускать ошибки в оценивании предпочтительности альтернатив либо в силу уровня своей квалификации (проявляющейся в *слабой разрешающей способности* эксперта, как измерительного прибора), либо по объективным причинам, в частности, при *слабой контрастности альтернатив* [77, 78, 102] - это в случае, если сравниваемые крайние точки ОДР расположены слишком близко (в пространстве переменных) и не различимы для эксперта.

Таблица 2.18 - Матрица парных сравнений планов и их ранжирование

Парные сравнения, d_{gh}	Планы распределения, h						Вес			Ранги			Сумм. рангов	Обр. ранги	Средний ранг
	1	2	3	4	5	6	Слож.	Перем.	Лью.	Слож	Пер.	Лью			
Планы	1	2	3	3	3	3	17	486	0,375	1	1	1	3	6	1
	2	1	2	3	3	1	13	54	0,125	3	3	3	9	4	3
	3	1	1	2	3	1	9	6	0,075	5	5	5	15	2	5
	4	1	1	1	2	1	7	2	0,063	6	6	6	18	1	6
	5	1	1	3	3	2	11	18	0,094	4	4	4	12	3	4
	6	1	3	3	3	3	15	162	0,188	2	2	2	6	5	2

На рис. 2.29 приведены ОДР двух СТПР из ряда приведенных выше (табл. 2.12) - соответственно 23 и 4. Хотя ОДР на рис. 2.29а по конфигурации аналогична ОДР полигона (имеет 6 крайних точек, соответствующих шести альтернативным планам распределения ресурсов), но ее пары вершин расположены на очень малом удалении друг от друга, т.е. не контрастны. ОДР на рис. 2.29 б) содержит всего три альтернативы и все они расположены очень компактно, а это значит, что они все могут быть слабо различимы для эксперта, имеющего недостаточно высокую разрешающую способность. В [77, 102] показано, как может быть оценена и затем учтена разрешающая способность эксперта. Для иллюстрации того, как может отразиться на МПС неабсолютная разрешающая способность эксперта, было выполнено имитационное моделирование некоторой ошибочности измерения предпочтительности пар альтернатив и

построен вариант МПС, аналогичный представленному в табл. 2.18 (см. табл. 2.19).

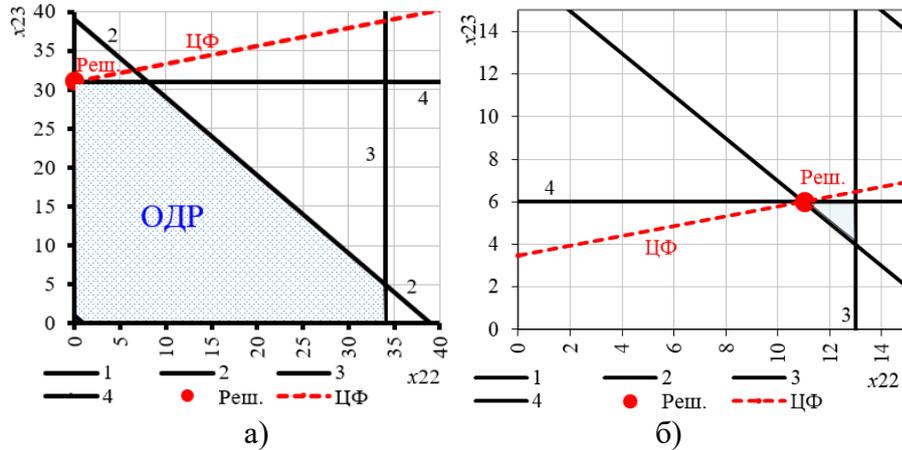


Рисунок 2.29 - Две ОДР - соответственно с 6 (а) и с 3 (б) альтернативами

Таблица 2.19 - Матрица парных сравнений планов, выполненных неидеальным экспертом, и их ранжирование

Парные сравнения, d_{gh}	Планы распределения, h						Вес			Ранги			Сумм. рангов	Обр. ранги	Средний ранг	
	1	2	3	4	5	6	Слож.	Перем.	Лью.	Слож.	Пер.	Лью.				
Планы распределен.	1	2	3	2	2	3	3	15	216	0,250	1,5	1	1	3,5	6	1
	2	1	2	3	3	1	1	11	18	0,094	3,5	3,5	3	10	4	3
	3	2	1	2	3	1	1	10	12	0,088	5,5	5,5	5	16	2	5
	4	2	1	1	2	3	1	10	12	0,088	5,5	5,5	6	17	1	6
	5	1	3	3	1	2	1	11	18	0,094	3,5	3,5	4	11	3	4
	6	1	3	3	3	3	2	15	162	0,188	1,5	2	2	5,5	5	2

При моделировании вероятность правильного измерения была задана равной 0,6, а вероятности двух других значений дискретной шкалы измерений приняты равными 0,2.

Блок II. Транзитивность отношений между объектами (элементами множества) означает [165, 275] выполнение следующей логики: если $X_1 > X_2$ и $X_2 > X_3$, то $X_1 > X_3$. Если же при $X_1 > X_2$ и $X_2 > X_3$ имеет место $X_3 > X_1$, то транзитивность нарушена. Эти оба случая можно графически представить в виде вариантов на рис. 2.30.

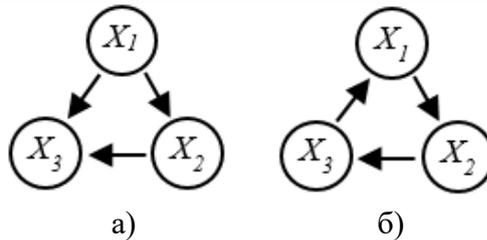


Рисунок 2.30 - Два варианта отношений: транзитивность не нарушена (а) и транзитивность нарушена (б)

Видно, что нарушение транзитивности проявляется в появлении цикла на графе отношений, где стрелки указывают от более предпочтительных объектов к менее предпочтительным. Формально, правило расстановки стрелок на графе заключается в том, чтобы стрелки были направлены от объекта-строки к объекту-столбцу для всех элементов МПС, равных 3. Для МПС, представленных в табл. 2.18 (идеальный эксперт) и в табл. 2.19 (неидеальный эксперт), графы отношений приведены на рис. 2.31. Анализ графов на наличие циклов обычно проводится на основании таблиц смежности графов с использованием одного из специальных алгоритмов [28].

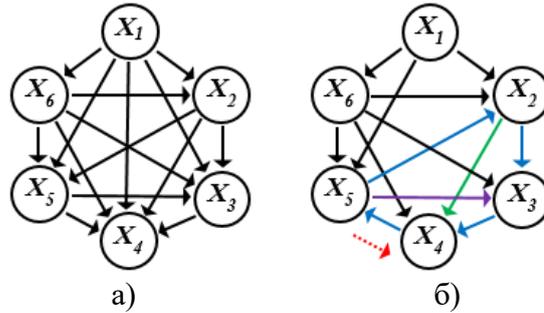


Рисунок 2.31 - Графы отношений шести вариантов планов распределения ресурсов (СиС) для идеального эксперта (а) и неидеального (б)

Граф, построенный по МПС, заполненной идеальным экспертом (с абсолютной разрешающей способностью), не содержит циклов, а значит все отношения между анализируемыми планами транзитивны (не противоречивы). Граф, построенный по МПС, заполненной неидеальным экспертом, содержит несколько циклов (на рис. 2.31 б стрелки выделены синим, зеленым и фиолетовым цветом).

Блок 12. Наличие циклов на графе свидетельствует о том, что МПС, представленная в табл. 2.19, содержит противоречивые отношения - нарушение транзитивности выявлено.

Блок 13. На графе рис. 2.31 б) выделены 6 отношений, участвующих в циклах, но это не значит, что все они ошибочны. В подобных случаях следует выявить ключевые отношения, обеспечивающие одновременно наличие нескольких циклов. В рассматриваемом примере таким отношением является $X_4 > X_5$ (в табл. 2.19 соответствующие ячейки помечены оранжевым цветом). Обычно именно эти отношения и следует еще раз уточнить у эксперта, т.к. они могут быть следствием ошибки, обусловленной его неабсолютной разрешающей способностью или особенностями исходных данных (см., например, рис. 2.29). Если эксперт после анализа устанавливает для этой пары другие отношения ($X_5 > X_4$ - красная пунктирная стрелка на графе рис. 2.31 б), то это приводит к разрыву всех циклов и МПС становится корректной, пригодной для вычисления рангов объектов.

Блок 14. Обработка МПС, в соответствии с технологией экспертного оценивания [32, 153], как правило, выполняется *методами сложения, перемножения и методом, основанным на аксиоме Льюиса*. В соответствии с этими методами по МПС необходимо вычислить веса каждой альтернативы (p_g), а по ним - ранги альтернатив (r_g). Каждый из этих методов (k) может приводить к своим ранжировкам ($R^k = [r_1^k \ r_2^k \ \dots \ r_G^k]^T$) объектов, поскольку, как и любой метод, имеет свои погрешности. Для сглаживания методических погрешностей в практике экспертного оценивания обычно используют усреднение ранжировок, полученных каждым из методов. Приведем основные расчетные выражения для обработки МПС каждым из методов.

Методом сложения ненормированные веса, как суммы строк МПС (столбцы «Слож.» в табл. 2.18 и 2.119), вычисляются следующим образом:

$$\tilde{p}_g = \sum_{h=1}^N d_{gh}, \quad (2.55)$$

где N - количество альтернатив. Часто используют нормированную форму весов, в которой значения весов лежат на интервале $[0; 1]$:

$$p_g = \frac{\tilde{p}_g}{\sum_{g=1}^N \tilde{p}_g} = \frac{\sum_{h=1}^N d_{gh}}{\sum_{g=1}^N \sum_{h=1}^N d_{gh}}. \quad (2.56)$$

Методом перемножения ненормированные веса, как суммы строк МПС (столбцы «Перем.» в табл. 2.118 и 2.19), вычисляются следующим образом:

$$\tilde{p}_g = \prod_{h=1}^N d_{gh}, \quad (2.57)$$

или в нормированной форме:

$$p_g = \frac{\tilde{p}_g}{\sum_{g=1}^N \tilde{p}_g} = \frac{\prod_{h=1}^N d_{gh}}{\sum_{g=1}^N \prod_{h=1}^N d_{gh}}. \quad (2.58)$$

По методу, основанному на аксиоме Льюиса (см. приложение 2) ненормированные веса (столбцы «Лью.» в табл. 2.18 и 2.19) определяются как:

$$\tilde{p}_g = \frac{1}{\sum_{g=1}^N \frac{d_{hg}}{d_{gh}}}, \quad (2.59)$$

откуда выражение для ненормированных весов:

$$p_g = \frac{\tilde{p}_g}{\sum_{g=1}^N \tilde{p}_g}. \quad (2.60)$$

Результаты обработки МПС по формулам (2.55), (2.57), (2.59) для эксперта, как идеального измерительного прибора, приведены в табл. 2.18 в колонках блока «Весы», а для модельного эксперта, правильно оценивающего предпочтительную из пары альтернатив с вероятностью 0,6 и допускающего ошибки с вероятностью 0,4, приведены в табл. 2.19. В колонках блока «Ранги» обеих таблиц приведены ранги, вычисленные по весам (наибольшему весу присваивается наименьшее число). В колонке «Обр. ранги» на основании суммы рангов, присвоенных каждому объекту тремя методами, проставляются обратные ранги, которые затем пересчитываются в прямые (обычные) ранги. Заметим, что в табл. 2.19 приведены ранги, вычисленные для исходной МПС, в которой выявлено нарушение транзитивности отношений. После коррекции МПС, как показано в блоках 11-13, ранжировка будет иной. Итак, окончательно векторы ранжировок, полученные по МПС идеального и неидеального экспертов (после коррекции табл. 2.19) усреднением результатов обработки МПС тремя методами, имеют следующий вид:

$$\begin{cases} R_1 = [1 & 3 & 5 & 6 & 4 & 2]^T \\ R_2 = [1 & 4 & 5 & 6 & 3 & 2]^T \end{cases} \quad (2.61)$$

Как видно, первые два места в обеих ранжировках занимают соответственно план X_1 и план X_6 .

Блок 15. Полученные результаты означают, что даже если эксперт не является идеальным измерительным прибором (ранжировка R_2) с существенной вероятностью ошибки (0,4), его выбор, с большой долей уверенности, будет правильным и он выберет план распределения X_1 ресурсов (сил и средств на пожаре), соответствующий и оптимальному модельному варианту.

Таким образом, приведенный алгоритм выбора оптимального плана распределения СиС на пожаре направлен на решение прямой задачи выбора. Он позволяет:

- структурировать процесс выбора плана распределения ресурсов, разбив его на ряд элементарных процедур;
- выполнить подготовительную (первую) часть процедур по формированию множества альтернативных планов распределения автоматически на основе представления задачи выбора в форме транспортной модели;
- в интерактивном режиме с ЛПР-экспертом на основе использования методов экспертного оценивания выполнить парные сравнения альтернативных планов, чем обеспечивается максимальная надежность выбора вариантов распределения;
- выполнить обработку данных о парных предпочтениях ЛПР-эксперта, построив ранжировку альтернативных планов распределения ресурсов и выявить наиболее предпочтительный для реализации его на практике.

Данный алгоритм обеспечивает:

- поддержку принятия решений для ЛПР;
- максимально надежно «извлечь из ЛПР» информацию о его предпочтениях;
- формализовать сбор данных о предпочтениях ЛПР при принятии им решений по распределению ресурсов на пожаре;
- в режиме тренировок идентифицировать персональные предпочтения ЛПР и оценить

их близость желаемым или предпочтениям опытных ЛПР.

Приведенный алгоритм предполагает:

- полное отсутствие какой-либо априорной информации о предпочтениях ЛПР (эксперта);

- для выбора оптимального варианта не используются какие-либо оптимизационные модели, а выбор производится исключительно на основании предпочтений ЛПР. Своим выбором он *проецирует его персональные предпочтения на принятые решения*, что позволяет строить модели этих предпочтений путем решения обратных задач.

Достоинства алгоритма:

- структурированность задачи;
- декомпозиция выбора ЛПР до парных сравнений.

Недостатки алгоритма:

- большое количество альтернатив (для количества одновременных вызовов 4 или 5 число сравниваемых альтернатив может составлять несколько десятков);
- большие затраты времени на заполнение МПС.

Приведенные достоинства повышают качество принимаемых решений, а недостатки являются препятствием на пути применения. Однако, к числу подходов, смягчающих приведенные недостатки, относятся:

- приведенные выше машинообучаемые транспортные модели, которые позволяют существенно снизить количество рассматриваемых планов распределения СиС на основании данных обучающей выборки, а при достаточной адекватности транспортной модели предпочтениям ЛПР, свести к единственному варианту, который ЛПР должен лишь утвердить;

- методы оптимального планирования эксперимента на стадии выбора данных, предъявляемых ЛПР.

Далее рассмотрим принципы и инструментарий оптимального планирования эксперимента применительно к предложенному выше алгоритму.

2.3.2. Планирование оптимальных экспериментов для выявления знаний опытного лица, принимающего решения

В данном подразделе рассмотрим процедуры, обеспечивающие ускоренное получение сведений о предпочтениях ЛПР на основе планирования активного и/или полуактивного эксперимента [116] для предъявления ЛПР ситуаций выбора (СТПР).

Теория оптимального планирования эксперимента является одним из направлений прикладной статистики [256, 395, 402]. Основная цель организации оптимального экспериментирования - сократить количество испытаний (тестов, проверок, измерений) при условии получения необходимой информации. Двойственной задачей по отношению к данной является получение большей информации при том же количестве испытаний. Эффект достигается за счет оптимальной организации (планирования) эксперимента.

Различают три основные группы задач планирования эксперимента:

- *эксперименты для выявления механизма явления*. Это в основном регрессионные эксперименты, которые позволяют за счет выбора оптимальных значений независимых переменных построить регрессионную модель необходимого качества за минимальное число измерений (наблюдений);

- *эксперименты для поиска оптимальных условий*. Основным в этой группе является метод Бокса-Уилсона (метод крутого восхождения). Он объединяет регрессионные эксперименты с методами градиентного поиска;

- *комбинаторные планы экспериментов*. В эту группу входят такие эксперименты, в которых факторы (независимые переменные) измеряются в категориальных шкалах (цвет, вкус и т. п.). В этой группе планы носят комбинаторный характер и строятся в основном по эвристическим методам.

В первых двух группах экспериментов в качестве меры оптимальности плана

эксперимента принимаются некоторые характеристики дисперсионной матрицы оценок коэффициентов регрессионных моделей. Наиболее часто используется критерий *D*-оптимальности, состоящий в минимизации объема эллипсоида рассеяния оценок коэффициентов уравнения регрессии.

Кроме показателей, основанных на дисперсионной матрице, планы экспериментов наделяются специальными свойствами, обеспечивающими необходимое их качество. К числу таких наиболее важных свойств (или принципов построения) планов эксперимента относят: *рандомизацию*, *рототабельность* и *композиционность*.

Рандомизация варьируемых факторов обеспечивает несмещенность оценок моделей, построенных по результатам экспериментов, что повышает их степень адекватности.

Рототабельные планы - это такие, свойства которых не изменяются при их повороте вокруг центра плана (пространственная *изоморфность*).

Композиционность плана позволяет последовательно наращивать первоначальный план, добавляя новые эксперименты в исходный (минимальный) план, при этом свойство оптимальности сохраняется с каждым новым экспериментом. Именно *композиционные планы* экспериментов на ЛПР используются далее при выборе очередной СТПР, для предъявления ее лицу, принимающему решения,

В отличие от традиционных объектов планирования эксперимента [256, 394, 402], в контексте задач, рассматриваемых в работе, объект экспериментирования (ЛПР, РТП, диспетчер) и среда (процессы распределения СиС на пожаре) специфичны. Тем не менее, основная концепция планирования эксперимента – сокращение числа наблюдений за счет оптимального варьирования независимых переменных – применима и к рассматриваемой ситуации.

2.3.2.1. Объект и типы экспериментирования

Рассмотрим, что можно варьировать в предъявляемых ЛПР данных, чтобы улучшить качество настройки модели (оценки ЦФ), как можно воспользоваться принципами оптимального планирования эксперимента.

Процессы выбора оптимальных решений, в которых используется модель (2.23)- (2.29), делятся на две группы:

- допускающие вмешательство в формирование ограничений (2.25)-(2.27), предъявляемых ЛПР для выбора решений;
- такие, которые не оставляют возможности произвольно (в целях оптимизации планирования) формировать ограничения (2.25)-(2.27).

Для второй группы ускорить процесс настройки не представляется возможным, а для первой существуют два способа:

1) сформировать ограничения (2.25)-(2.27) оптимальным способом (в смысле максимизации прироста информации о предпочтениях ЛПР;

2) не изменяя реально возникших, в связи с СТПР, ограничений (2.25)-(2.27), скомпоновать из них такие минимальные по объему отдельные подмножества, которые, будучи предъявленными ЛПР, позволят получить максимальный прироста информации о его предпочтениях.

Первый способ назван [77, 78, 102] *активным экспериментом* на ЛПР, а второй *полуактивным*. Под термином «эксперимент на ЛПР» имеется в виду взаимодействие алгоритма планирования эксперимента с ЛПР как со звеном системы управления, характеристики которого необходимо оценить для обеспечения эффективной поддержки принятия решений.

2.3.2.2. Принципы согласованного управления

В алгоритме выбора оптимального плана распределения СиС (рис. 2.28) не предполагается, что в системе имеется какая-либо априорная информация о целевых предпочтениях (целевой функции \bar{c}) ЛПР. Поэтому для каждой новой СТПР он начинает искать решения «как с чистого листа». Если бы априорная информация была, то система (поддержки

принятия решений) могла бы предложить лицу, принимающему решения, одно или несколько субоптимальных решений, из которых и надо было бы ему делать выбор. Это повысило бы скорость реагирования и эффективность решений. Именно для этого должны использоваться машинообучаемые модели. А рассматриваемые в данном подразделе методы оптимального планирования экспериментов (на ЛПР) направлены на то, чтобы получить от ЛПР сведения о его предпочтениях максимально быстро (за минимальное число шагов) и максимально надежно (достоверно, информативно).

Из изложенного выше следует, что варьировать в эксперименте можно лишь набор (многогранник) ограничений, предъявляемых ЛПР в качестве ситуации выбора. Чем отличаются различные наборы ограничений (рис. 2.17) в смысле их *информативности* по отношению к априори неизвестному вектору \bar{c} ? Анализ [77, 78, 102] показал, что отличаются не сами многогранники ограничений, а их конкретные крайние точки. И выбирая в качестве оптимального решения ту или иную из них, ЛПР вносит тот или иной информационный вклад в оценивание вектора \bar{c} (при последующем машинном обучении его модели). Если телесный (или плоский, в случае двух свободных переменных) угол при выбранной им крайней точке более тупой, то он несет и больше информации о векторе \bar{c} . Это проявляется в том, что более тупые углы имеют более длинный вектор, им соответствующий (рис. 2.21 а).

Тогда для максимально быстрого получения информации о положении ЦФ ЛПР, казалось бы, следует предъявить ему многогранник ОДР, близкий к гипершару. При этом достаточно было бы единственного эксперимента для выявления его предпочтений (ЦФ). Однако, такой вариант практически не реализуем, т.к. ЛПР не является идеальным измерительным прибором, а обладает персональными ограниченными возможностями по восприятию и обработке данных. Для учета этого введен [77] ряд дополнительных терминов, описывающих взаимодействие среды, ЛПР и модели. Приведем необходимые.

Способность ЛПР «осмыслить» определенное количество альтернатив (однозначно определяется количеством ограничений m в предъявленной СТПР) названа *пропускной способностью ЛПР* (μ_L).

Свойство ЛПР, отражающее возможность различать пары альтернатив (крайних точек ОДР), расположенных в различной степени удаления друг от друга называется *разрешающей способностью ЛПР* - (γ_L).

Аналогичное свойство предъявляемого множества альтернатив, представленных областью допустимых решений, будем называть *контрастностью альтернатив* (δ). Чем дальше отстоят друг от друга ближайшие соседние вершины многогранника ограничений, тем более контрастны альтернативы. Таким образом, *мерой контрастности альтернатив является расстояние между ближайшими соседними точками многогранника ограничений*. Каждый многогранник ограничений, имеет не одинаково контрастные пары альтернатив, поэтому имеет место некоторое распределение минимальных расстояний $f(\delta)$ со своим средним значением, дисперсией и т. п. В таком случае под контрастностью будем иметь в виду *среднюю контрастность альтернатив в СТПР*.

Показатель, обратный контрастности - *плотность альтернатив* (λ) - количество альтернатив в единице площади или объема.

Если ЛПР обладает высокой пропускной и разрешающей способностью, то при достаточной информативности решений (и СТПР в целом), его предпочтения могут быть выявлены практически за один шаг (предъявлением упомянутой ОДР, близкой к гипершару).

Под информативностью СТПР будем понимать размер телесных углов (φ) соответствующего многогранника ограничений (для двух переменных - плоских углов). Каждый многогранник ограничений, как правило, имеет углы разных размеров, что может быть представлено некоторым распределением углов $f(\varphi)$ со своим средним значением, дисперсией и т. п. С учетом этого, под информативностью будем иметь в виду *среднюю информативность СТПР*.

Информативность СТПР и контрастность альтернатив являются *характеристиками внешней среды* (по отношению к ЛПР).

Разрешающая и пропускная способности ЛПП являются его собственными характеристиками, отражающими его опыт и персональные возможности.

От согласованности характеристик ЛПП и характеристик внешней среды зависит качество (надежность, адекватность, эффективность) принимаемых им решений. Как правило, высокие значения характеристик ЛПП могут компенсировать «плохие» характеристики среды. И наоборот - «хорошие» характеристики среды (или точнее - *предъявлений характеристик среды* лицу, принимающему решения) *могут обеспечить хорошее качество решений даже при невысоких показателях ЛПП.*

В области автоматизации организационного управления В.М. Глушковым [147-149], сформулирован ряд принципов, в числе которых есть «*принцип системного единства*», отражающий, в том числе *необходимость согласования параметров интерфейсов всех элементов (модулей) системы*, и в частности, их пропускных способностей, как систем массового обслуживания.

Выстраивание хорошо согласованного интерфейса среда-ЛПП является важным фактором обеспечения эффективной работы алгоритмов систем поддержки принятия решений при распределении СиС в ГПС. Место предлагаемых в работе подходов, алгоритмов и моделей, обеспечивающих согласованное взаимодействие ЛПП со средой, показано выше (см. рис. 1.9 б и 2.2 б) *в виде двухконтурного управления*, обеспечивающего (за счет модели, как буфера) согласованное управление двух разнотемповых звеньев организационной системы - ЛПП (как более медленного звена) и объекта управления - пожаров (как более динамичного звена).

Рассмотрим, с учетом введенных терминов, характеризующих ЛПП и среду, варианты схем управления с различной степенью согласованности интерфейса «среда-ЛПП».

1. *Традиционная структура интерфейса*, используемая в настоящее время с соответствующими параметрами СТПР, генерируемых средой (пожарной обстановкой в городе), и ЛПП (дежурным диспетчером гарнизона) приведена на рис. 2.32.

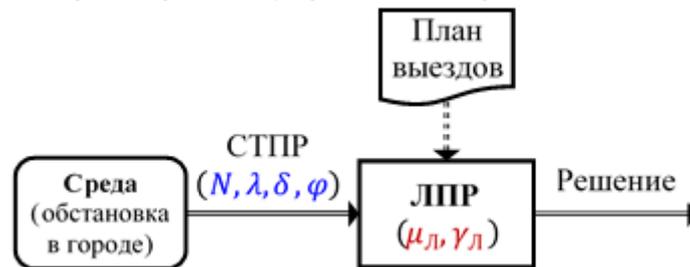


Рисунок 2.32 - Параметры традиционного интерфейса «среда-ЛПП»

Эта схема интерфейса не имеет в своем основании сколько-нибудь структурированной (основанной на моделях) процедуры выбора решения. Регламентирующим элементом здесь является детерминированный план выездов, который позволяет без применения каких-либо оценок вариантов распределения СиС быстро принимать однозначные решения. Вопрос их оптимальности в каждой возникающей СТПР остается открытым.

Для обеспечения согласованности управления, что позволяет ЛПП принимать эффективные (близкие к оптимальным в терминологии транспортной модели, аппроксимирующей выбор ЛПП) решения должны быть эквивалентны (равны, близки) следующие пары параметров СТПР и ЛПП: (λ и γ_L), (N и μ_L), в традиционном же интерфейсе:

$$\begin{cases} N > \mu_L \\ \lambda > \gamma_L' \end{cases} \quad (2.62)$$

где: N - количество альтернативных планов распределения СиС, соответствующих каждой возникающей СТПР (т.е. количество вершин многогранника ограничений - см., например, рис. 2.17);

μ_L - пропускная способность ЛПП, т.е. количество вариантов решений, которое ЛПП может эффективно анализировать одновременно (не допуская существенного количества ошибок - отклонений от оптимальной вершины ОДР в транспортной модели);

λ - плотность альтернатив в возникающей СТПР, т.е. среднее расстояние в пространстве

переменных между ближайшими соседними вершинами многогранника ограничений транспортной модели или среднее количество альтернатив в единице пространства переменных; γ_L - разрешающая способность ЛПР, как наименьшее среднее расстояние между альтернативами (соседними точками ОДР), которое ЛПР еще способен безошибочно различить.

Проверка справедливости соотношение (2.62) требует специального исследования, т.к. подобная формализация не встречается в литературе. Однако, на наш взгляд, приведенная в (2.62) несогласованность (по В.М. Глушкову [147-149]) интерфейса имеет место в настоящее время. Это выражение принято за отправную точку при разработке комплекса алгоритмов, рассматриваемых в данной работе и призванных обеспечить согласованное управление распределением СиС.

2. *Интерфейс с использованием декомпозиции СТПР и методов экспертного оценивания.* Он реализуется в рамках алгоритма, приведенного выше (рис. 2.28). Схема работы такого интерфейса приведена на рис. 2.33.

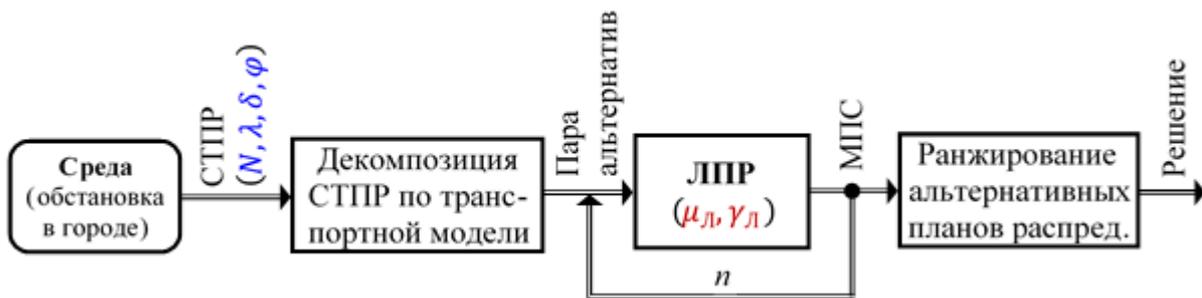


Рисунок 2.33 - Схема работы интерфейса «среда-ЛПР» с декомпозицией СТПР и методами экспертного оценивания

В рамках этой схемы взаимодействия ЛПР со средой любая возникающая СТПР раскладывается на ряд (пары) альтернатив и в таком виде (парами) предъявляется ЛПР для оценивания предпочтительности одной альтернативы другой. Повторяется n таких циклов оценивания, в результате чего формируется матрица парных сравнений (МПС), затем по ней выполняется ранжирование альтернативных вариантов планов распределений СиС в возникшей СТПР. Наиболее предпочтительный вариант плана (по построенной ранжировке) принимается в качестве решения. В рамках этой схемы ЛПР в каждом отдельном акте определения предпочтительности сравниваемых объектов не перегружается большим количеством альтернатив (N), а работает лишь с двумя (N_2). Для этого варианта интерфейса соотношение параметров будет следующим:

$$\begin{cases} (N_2 \approx \mu_L) \rightarrow \times n \\ \lambda > \gamma_L \end{cases} \quad (2.63)$$

Вторая пара показателей (плотность альтернатив и разрешающая способность ЛПР), как и в первой схеме, остаются несогласованными.

Таким образом, в этой схеме повышается эффективность принимаемых решений (снижается доля ошибок), но увеличивается время на подготовку решения (сравнение альтернатив). При этом ошибки, обусловленные плотностью альтернатив, остаются теми же, что и в первой схеме интерфейса.

3. *Интерфейс с использованием декомпозиции СТПР, методов экспертного оценивания и планирования эксперимента.* В рамках этой схемы взаимодействия ЛПР со средой согласуется и второе неравенство в (2.62). Схема его представлена на рис. 2.34.

В рамках этой схемы с помощью алгоритмов оптимального планирования эксперимента уменьшается плотность альтернатив, предъявляемых ЛПР, в силу чего согласованными становятся и два вторых элемента:

$$\begin{cases} (N_2 \approx \mu_L) \rightarrow \times n_k \\ (\lambda_{пэ} \approx \gamma_L) \rightarrow \times k \end{cases} \quad (2.64)$$

где:

$\lambda_{пэ}$ - плотность альтернатив СТПР_k, сформированной из исходной СТПР с помощью методов оптимального планирования эксперимента на ЛПР;

k - номер итерации планирования эксперимента;
 n_k - номер итерации декомпозиции очередной СТТР $_k$.

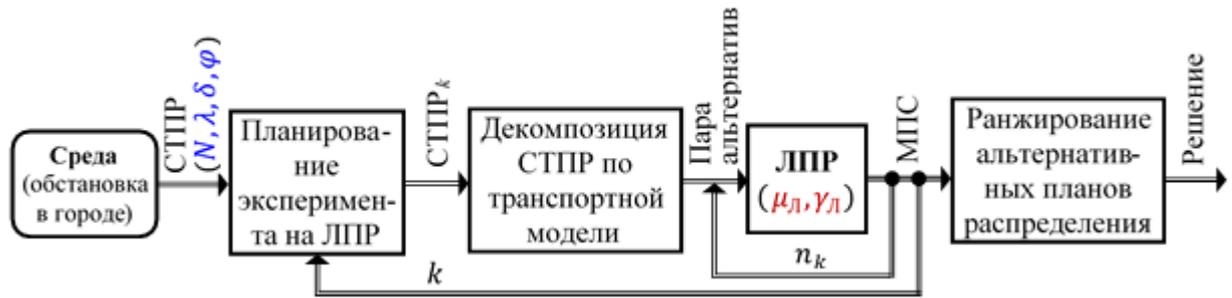


Рисунок 2.34 - Схема работы интерфейса «среда-ЛПР» с планированием эксперимента, декомпозицией СТТР и методами экспертного оценивания

Введение модуля планирования эксперимента обеспечивает максимально возможное согласование входной плотности альтернатив с разрешающей способностью ЛПР, чем снижается возможность дополнительных ошибок при выборе в качестве решения одной из альтернатив. Появление дополнительного контура на схеме (рис. 2.34), казалось бы, еще больше увеличивает время выбора наилучшей альтернативы, но на самом деле это не так. Планирование эксперимента снижает число рассматриваемых вариантов, а декомпозиция СТТР выполняется на упрощенных (сокращенных) множествах альтернатив.

4. *Интерфейс с использованием машиннообученных моделей.* В этой схеме используются транспортные модели, машиннообученные на основе статистических данных, полученных в рамках любой из трех предыдущих схем взаимодействия среды с ЛПР. Наиболее желательной из них является схема третьего варианта интерфейса, т.к. только в ней обеспечивается максимальная безошибочность принимаемых решений. Однако, 2-й и 3-й варианты интерфейсов обладают большой инерционностью, что может затруднить их использование в реальной боевой обстановке. Но, следует заметить, что машинное обучение моделей может проводиться и в режиме учений, где ЛПР может получить достаточно времени на выбор варианта решения с минимальной вероятностью ошибки, но максимально безошибочных. Кроме того, для машинного обучения моделей в режиме учений могут быть привлечены наиболее квалифицированные и опытные ЛПР. Схема для такого варианта приведена на рис. 2.35.

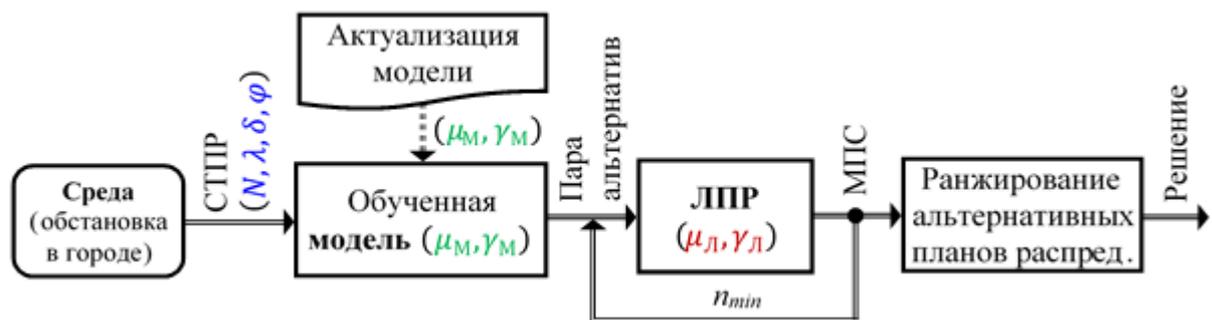


Рисунок 2.35 - Схема работы интерфейса «среда-ЛПР» с использованием машиннообученной модели

На рисунке:

μ_m - пропускная способность обученной модели - она для модели, практически, не ограничена;

γ_m - разрешающая способность обученной модели - она также не ограничена.

В этой схеме основную нагрузку со стороны среды принимает модель, обученная по данным опытных ЛПР. У нее нет тех проблем несогласованности (2.62), которые есть у ЛПР,

если СТПР поступает непосредственно на него. Поэтому модель может быстро выбрать единственное оптимальное решение. Однако, поскольку модель не является абсолютным двойником ЛПР, а ответственность за принятое решение остается за человеком (ЛПР), то на основании модели желательно предъявить ЛПР некоторый минимальный набор (n_{min}) субоптимальных альтернатив для окончательного выбора и утверждения. Часто достаточным может быть единственная пара альтернатив, а в некоторых случаях (при достаточном доверии модели) и единственная альтернатива, которая затем просто должна быть утверждена как решение.

2.3.2.3. Оптимальное планирование эксперимента на ЛПР

Декомпозиция задачи распределения СиС до парных сравнений, реализованная в алгоритме рис. 2.28, гарантированно обеспечивает сопряжение (согласованность) ЛПР со средой *по его пропускной способности* (в каждом парном сравнении - минимум альтернатив). Однако, при этом общее число альтернатив (размерность матрицы парных сравнений) будет максимальным, что приведет к большому времени на выполнение всех парных сравнений и получение необходимой ранжировки альтернатив.

Принципы и методы оптимального планирования эксперимента позволяют существенно снизить общее количество альтернатив в матрице парных сравнений (МПС) за счет предъявления не всего множества ограничений из возникшей СТПР, а его подмножества, обеспечивая (кроме снижения размерности МПС) максимальную контрастность альтернатив, а значит и *сопряжения среды с разрешающей способностью ЛПР*.

В отличие от большинства традиционных объектов планирования эксперимента [256, 395, 402], в рассматриваемом случае будем принимать во внимание «измерительные способности» ЛПР.

Формализованное представление ЛПР как объекта экспериментирования, показало, что в руках экспериментатора находятся лишь спектральные векторы (см. векторы рис. 1), которые на фазе планирования эксперимента можно выбирать некоторым наилучшим способом, так, чтобы по минимальному числу наблюдений (экспериментов на ЛПР) получить оценку вектора ЦФ. Воспользоваться инструментарием D -оптимального планирования или использовать другие критерии [256, 395, 402], основанные на дисперсионной матрице наблюдений, не представляется возможным. Специфика задачи не оставляет возможности для применения и комбинаторных планов [7, 232]. Поэтому для улучшения качества планов экспериментов из всего арсенала средств рассмотрим лишь принципы *рандомизации, рототабельности и композиционности*. Их использование позволяет улучшить качество планов эксперимента.

Для более удобного конструирования тестирующих ОДР будем использовать понятие *спектра* (см. приложение 5). Используемый при этом подход аналогичен применяемому в теории планирования эксперимента нормированию пространства переменных, что существенно упрощает обработку экспериментальных данных и позволяет строить унифицированные планы экспериментов.

Задача оптимального планирования эксперимента на ЛПР может быть представлена как конструирование таких наборов спектров ОДР, которые позволили бы максимально быстро получить от ЛПР приемлемую оценку его вектора ЦФ (рис. 2.19).

Спектры удобны для вычисления оценок коэффициентов ЦФ при машинном обучении транспортной модели, но в эксперименте лицу, принимающему решения, необходимо предъявлять данные не в спектральном (нормированном) представлении, а в привычном для него виде – в абсолютной шкале. Поскольку отображение ОДР-спектр не является взаимно-однозначным (по ОДР всегда можно построить спектр, а по спектру построить единственную ОДР невозможно, т.к. он не содержит данных о правых частях), выделим два варианта синтезируемых ОДР, удобных для интерпретации ЛПР в большинстве практических приложений:

1. ОДР, формируемая гиперплоскостями, касательными к гиперсфере, центр которой смещен в сторону положительного квадранта не менее, чем на ее радиус (рис. 2.18 и рис. 2.36);

2. ОДР – симплекс, образованный координатными гиперплоскостями и одной касательной гиперплоскостью к гиперсфере, смещенной в сторону положительного квадранта на величину ее радиуса (рис. 2.36 в). Этот вариант ОДР самый простой для восприятия СТПР лицом, принимающим решения, т.к. содержит, при любой размерности задачи, помимо естественных ограничений неотрицательности переменных, единственное ограничение (пересекающее все координатные оси пространства свободных переменных, и являющееся основанием пирамиды).

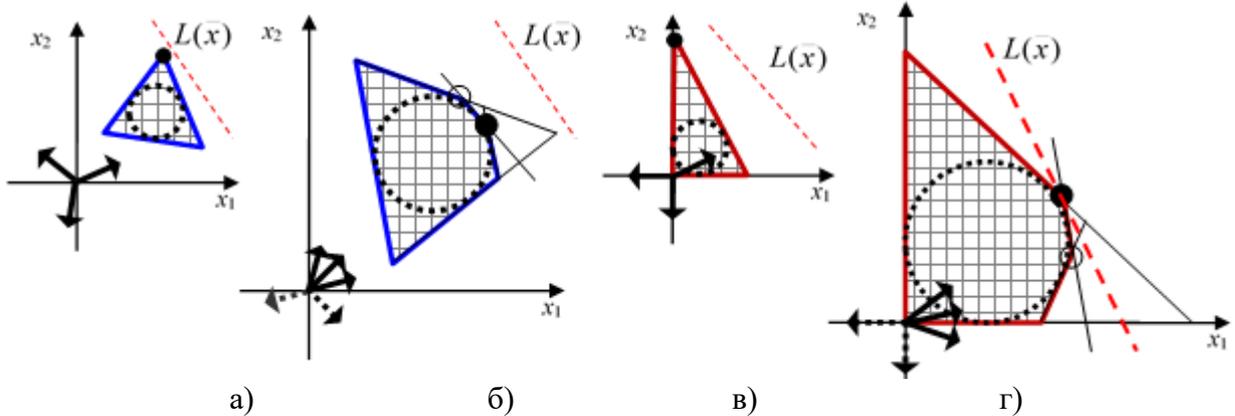


Рисунок 2.36 - Варианты ОДР, предъявляемых ЛПР в активном эксперименте

Каждый из этих многогранников может быть использован для предъявления ЛПР в форме совокупности ограничений (см. рис.2.8) или вариантов планов распределения СиС (как крайних точек ОДР). Цель планирования эксперимента заключается в том, чтобы снизить количество предъявляемых ЛПР ограничений до минимума, чем снизить плотность альтернатив λ для лучшего сопряжения среды с ЛПР, имеющим разрешающую способность $\gamma_{\text{д}}$.

Для транспортной модели варианты ОДР 2.27 а) и б) не подходят, т.к. транспортные модели имеют дискретный спектр, а значит не дают возможности поворота ОДР на произвольный угол для построения *ротатбельных планов*. Транспортной модели больше соответствуют ОДР третьего типа (рис. 2.36 в), т.е. ОДР-симплекс.

На практике единственного варианта предъявления СТПР, в виде простейшего симплекса, недостаточно для получения удовлетворительных оценок целевой функции ЛПР. Ниже приведены основные варианты алгоритмов формирования ограничений ЗЛП, построенной по ТЗ, последовательно предъявляемых лицу, принимающему решения, в режиме активного и полуактивного экспериментов.

Активный эксперимент

Особенностью активного эксперимента является то, что в нем можно формировать любые ограничения и предъявлять их лицу, принимающему решения. Такое, как правило, возможно в режиме учений, когда можно целенаправленно синтезировать ситуацию (СТПР), в которой должен действовать ЛПР. Однако, то, какие варианты СТПР ЛПР может воспринять без ошибок (или с минимальной вероятностью ошибки), зависит от его разрешающей и пропускной способности.

Поскольку в активном эксперименте есть возможность синтезировать СТПР, то, обеспечивая максимальное приближение к полной сопряженности среды и ЛПР (2.64) следует, для получения обучающей выборки, необходимой для машинного обучения транспортной модели, последовательно предъявлять лицу, принимающему решения, СТПР (как альтернативные варианты распределения СиС). В силу дискретности спектра ТЗ, СТПР могут содержать от минимального количества вершин ОДР (для задачи 2×3 - это 3 - см. рис. 2.17) до максимального, как у полигона (для задачи 2×3 - это 6). Блок-схема алгоритма планирования активного эксперимента на ЛПР представлена на рис. 2.37.

Алгоритм зондирования ЛПР на основе рандомизированного активного эксперимента. В блоках 1-3 выполняются операции по подготовке данных, имитирующих СТПР и обладающих свойствами максимальной согласованности с возможностями ЛПР (пропускной и разрешающей

способностью).

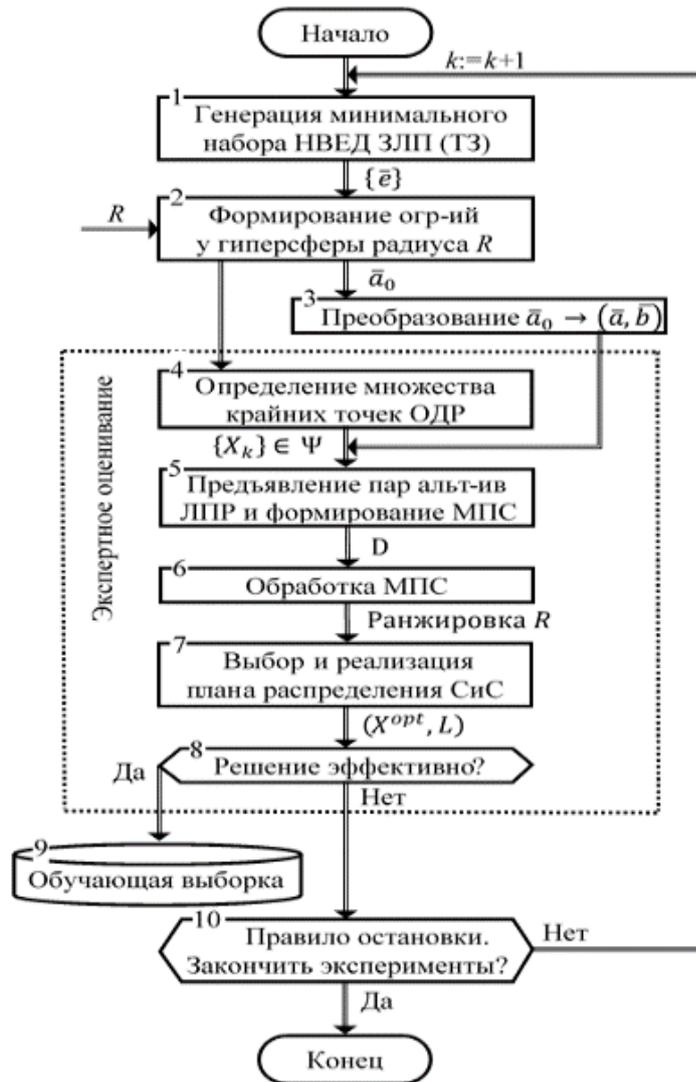


Рисунок 2.37 - Алгоритм активного эксперимента на ЛПР для выбора оптимальных планов распределения СиС

Блок 1. Из спектра задачи (ЗЛП, построенной по ТЗ) выбирается набор НВЕД $\{\bar{e}\}$, соответствующих ОДР с минимальным количеством вершин. Так для ТЗ 2×3 такими могут быть группы векторов (2, 5, 6) и (1, 3, 4) из числа представленных на рис. 2.19 (номера векторов совпадают с номерами ограничений рассматриваемой ТЗ – (табл. 2.11). Они порождают ОДР, приведенные на рис. 2.17 м) и п).

Блок 2. Поскольку группа НВЕД еще не является набором ограничений, то в соответствии с принципами формирования ограничений, гиперплоскости которых являются касательными к гиперсфере радиусом R (см. рис. 2.18 а), определяются правые части ограничений (вектор \bar{a}_0) по формуле (2.42). Левые же части ограничений (матрица A) являются стандартными для задач соответствующей размерности и состоят из констант (-1, 0, 1) - см., например, (2.38):

$$A = \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 1 & 1 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2.65)$$

Учитывая все эти обстоятельства, рассмотрим, как можно задавать значение радиуса R гиперсферы. Поскольку правые части ограничений ЗЛП (2.38) связаны взаимно-однозначно с параметрами СТПР ТЗ (\bar{a}, \bar{b}) выражением (2.39), то можно установить и взаимосвязь параметров (\bar{a}, \bar{b}) с радиусом R . Так для ТЗ 2×3 (без потери общности) параметры СТПР будут зависеть от

Р следующим образом:

$$\begin{cases} a_1 = 3,41R \\ a_2 = 3,41R \end{cases}; \begin{cases} b_1 = 2,81R \\ b_2 = 2R \\ b_3 = 2R \end{cases} . \quad (2.66)$$

Тогда, если по контексту реальной ситуации, например, по количеству автоцистерн (АЦ), распределяемых по вызовам, известно, что в первой пожарной части имеется 2 АЦ (т.е. $a_1 = 2$), то все остальные значения СТПР ТЗ можно пересчитать с помощью (2.66). Так, если варьировать a_1 и округлять в большую сторону (т.к. количество АЦ не может быть дробным), то значения R и соответствующие им значения СТПР a_i и b_j будут следующими (табл. 2.20).

Таблица 2.20 - Параметры СТПР-полигона (запасов и потребностей в ресурсах), обеспечивающие максимальную контрастность альтернатив δ

a_1	R	a_1	a_2	Сумм a_i	b_1	b_2	b_3	Сумма b_j
1	0,293	1	2	3	1	1	1	3
2	0,587	2	4	6	2	2	2	6
3	0,880	3	4	7	3	2	2	7
4	1,173	4	6	10	4	3	3	10
5	1,466	5	6	11	5	3	3	11
6	1,760	6	7	13	5	4	4	13
7	2,053	7	9	16	6	5	5	16
8	2,346	8	9	17	7	5	5	17
9	2,639	9	11	20	8	6	6	20
10	2,933	10	11	21	9	6	6	21

Проварьированные в табл. 2.20 значения a_1 (от 1 до 10) отражают типичное количество АЦ в пожарных частях гарнизона.

По мере увеличения радиуса R гиперсферы плотность альтернатив будет уменьшаться (они все дальше будут отстоять друг от друга), чем можно обеспечить согласование плотности альтернатив СТПР λ с разрешающей способностью ЛПР γ_L .

Блок 3. Поскольку в соответствии с алгоритмом выбора решений с использованием методов экспертного оценивания (рис. 2.28) альтернативы предъявляются ЛПР в виде пар вариантов планов распределения ресурсов (СиС), то на основании определенных в предыдущем блоке значений правых частей ограничений \bar{a}_0 и выбранного значения радиуса гиперсферы R необходимо пересчитать их в параметры векторов \bar{a}, \bar{b} , например, по (2.66). Значения \bar{a}, \bar{b} отражают СТПР, по которой ЛПР должен принять решения. Если в дальнейшем не делать декомпозицию СТПР, то пара векторов \bar{a}, \bar{b} предъявляются ЛПР целиком, а если используется процедура экспертного оценивания на основе матрицы парных сравнений, то, как и в алгоритме рис. 2.28, альтернативы предъявляются попарно.

В блоках 4-8 кратко записаны основные действия, выполняемые в рамках технологии парных сравнений, описанной более подробно в алгоритме рис. 2.28.

Блок 4. По множеству ограничений ЗЛП выявляется множество крайних точек ОДР \bar{x}_{uv} и соответствующие им варианты планов распределения СиС X_k , образующих множество альтернатив Ψ .

Блок 5. В результате предъявления ЛПР пар альтернативных планов распределения СиС формируется матрица парных сравнений D .

Блок 6. Обработка матрицы парных сравнений дает ранжировку альтернативных планов распределения СиС.

Блок 7. План, имеющий наивысший ранг, может быть утвержден ЛПР в качестве решения, соответствующего исходной СТПР.

Блок 8. После реализации принятого решения ЛПР (или ЛОР - лицо, оценивающее решение) оценивает принятое решение как эффективное (удовлетворительное, приемлемое,

хорошее), тогда это решение и соответствующая ему СТПР ($\bar{a}, \bar{b}, X^{opt}, L$) направляются в базу эффективных решений (в обучающую/размеченную выборку). В противном случае - данное решение в базе не сохраняется.

Блок 9. Эффективные решения накапливаются для дальнейшего их использования в качестве *обучающей выборки* в машинном обучении транспортной модели распределения СиС по вызовам.

Блок 10. После того, как сформированная СТПР получила свой отклик и вошла в базу позитивного опыта ЛПР как элемент обучающей выборки, возникает вопрос: надо ли продолжать планировать и проводить эксперименты на ЛПР? Эту функцию выполняет *Правило остановки*. Оно может быть устроено по-разному, например, в следующих вариантах:

- перебрать все возможные конфигурации ОДР (рис. 2.17), начиная с тех, у которых наименьшее количество крайних точек, т.е. альтернативных планов распределения СиС (для ТЗ 2×3 - от 3 до 6);

- действовать как в предыдущем пункте, но остановить эксперименты, как только в принимаемых решениях будут повторяться НВВД, им соответствующие.

В том случае, если эксперименты следует продолжить, то выбрать другую конфигурацию ОДР (рис. 2.17) с наименьшим количеством крайних точек и проделать все шаги, соответствующие блокам с 1 по 10.

Следует отметить, что в ходе активного эксперимента на каждой итерации выбирается СТПР, соответствующая одной из конфигураций ОДР, представленных на рис. 2.17. В процессе экспериментирования каждая СТПР (а точнее - соответствующая ей ОДР) вносит определенный вклад в уточнение оценки ЦФ ЛПР, а это означает, что повторных СТПР с одинаковыми ОДР быть не должно, т.к. они уже не смогут улучшить оценку ЦФ. В силу этого же количество активных экспериментов не может превышать количества неповторяющихся конфигураций ОДР (для ТЗ 2×3 - это 18).

Полуактивный эксперимент

Полуактивный эксперимент, как и активный, применяется для получения реакции (решения) ЛПР на возникающие СТПР. Набор пар *СТПР-решение* может быть использован в качестве обучающей выборки при машинном обучении транспортной модели, лежащей в основе системы поддержки принятия решений (СППР) для распределения СиС при одновременных вызовах/пожарах.

Если в активном эксперименте СТПР конструируются специальным образом, то в полуактивном эксперименте за основу берется исходная, спонтанно возникающая в реальной среде СТПР, данные из которой *дозировано предъявляются ЛПР* в виде модификаций исходной СТПР. Концепция дозированного предъявления данных лицу, принимающему решение, основана на том же принципе (см. формулу (2.64)) обеспечения согласованного взаимодействия в рамках интерфейса «среда-ЛПР» для минимизации ошибок принятия решений.

Дозирование предъявлений чисто геометрически проявляется в том, что из совокупности ограничений, образующих ОДР возникающей СТПР, выбирается минимальный их набор. ОДР, образованная этим минимальным набором ограничений и предъявляется ЛПР с использованием процедуры экспертного оценивания. С учетом того, какое решение (крайняя точка ОДР) выбрана лицом, принимающим решения, формируется новая СТПР добавлением еще одного ограничения из числа входящих в начальную СТПР. Аналогично этот процесс может повторяться несколько раз до тех пор, пока не будут исчерпаны все ограничения исходного множества ограничений, еще не использованные в предъявлениях, но с учетом очередной точки ОДР выбранной ЛПР в качестве оптимальной. Надо сказать, что, как правило, не все ограничения исходного набора используются при добавлениях ограничений в очередную СТПР. Кроме того, процесс останавливается очень быстро, часто - после 1-2 шагов. Алгоритм полуактивного эксперимента представлен на рис. 2.38. В нем этапы выбора оптимального решения методами экспертного оценивания укрупнены до одного блока, детализация которого приведена в предыдущих алгоритмах. Иллюстрации и комментарии приведем в контексте рассматриваемого выше примера ТЗ 2×3 .

Алгоритм зондирования ЛПП на основе композиционного полуактивного эксперимента.

В блоках 1-2 выполняются подготовительные операции (без участия ЛПП).

Блок 1. Возникающая СТПР в задаче выбора, представленной транспортной моделью, отражается парой векторов (\bar{a}, \bar{b}) , где \bar{a} - имеющиеся в наличии ресурсы, а \bar{b} - потребности в ресурсах данного типа.

Блок 2. Транспортная модель преобразуется в эквивалентную ей ЗЛП в соответствии с выражениями (2.20)-(2.29) для произвольной размерности или по (2.30)-(2.38) для ТЗ 2×3 . В результате такого преобразования СТПР будет уже представлена не парой (\bar{a}, \bar{b}) , а парой (A, \bar{a}_0) , где A - матрица коэффициентов левых частей ограничений (матрица спецификаций), \bar{a}_0 - вектор правых частей ограничений.



Рисунок 2.38 - Алгоритм полуактивного эксперимента на ЛПП для выбора оптимальных планов распределения СиС

В блоках 3-4 выполняются операции по выявлению альтернативных планов распределения ресурсов на основании данных текущей СТПР - формируется множество альтернативных планов Ψ . Эти операции выполняются автоматически, без участия ЛПП.

Блок 3. Из всего множества ограничений ЗЛП с конкретными значениями параметров A, \bar{a}_0 на первой итерации выбирается минимальный набор ограничений-неравенств и из них формируется ОДР для дальнейшей процедуры экспертного оценивания. На последующих итерациях в данном блоке должны выполняться те же операции с количеством ограничений, увеличенным на одно. Правило выбора добавляемого ограничения описано в блоке 7.

Блок 4. Формируется пара векторов (\bar{a}, \bar{b}) , соответствующая набору ограничений, сформированному в предыдущем блоке.

Блок 5. В данном алгоритме блоком «Экспертное оценивание» в свернутом виде показана вся процедура получения решения, которая в алгоритме рис. 2.28 детально представлена блоками 3-15.

Блок 6. После того, как по текущей СТПР от ЛПП получено решение, возникает вопрос: есть ли еще возможность модифицировать ОДР путем добавления очередного ограничения из числа начальной СТПР? Эту функцию выполняет *Правило остановки*, которое в данном алгоритме (полуактивного эксперимента) реализует следующую логику:

- если ЛПР выбрал решение - крайнюю точку ОДР, которая не входила в ОДР исходной СТПР, то значит среди исходных ограничений есть такое, которое отсекает от текущего многогранника ОДР угол с выбранной ЛПР крайней точкой, порождая еще n крайних точек (для ТЗ 2×3 - две точки). Эти новые точки в следующей итерации и предъявляются ЛПР в рамках экспертной процедуры выбора решений;

- в случае выбора ЛПР крайней точки, принадлежащей исходной СТПР, итерации прекращаются, т.к. отсекающие ограничения отсутствуют.

Блок 7. Если итерационный процесс прекращается, то последнее решение и соответствующая ему исходная СТПР передаются в состав обучающей выборки, представляющей собой базу положительного опыта ЛПР, которая далее может быть использована для машинного обучения транспортной модели.

Как видно из алгоритма, в *полуактивном композиционном (наращиваемом) эксперименте* ЛПР работает с существенно меньшим набором ограничений, а значит и альтернативных планов распределения ресурсов. В ряде случаев он может заканчиваться после первой итерации, что позволяет использовать его не только в режиме учений, но и в реальной боевой обстановке.

Проиллюстрируем работу композиционного алгоритма планирования эксперимента на том же примере транспортной модели 2×3 .

Особенности полуактивного эксперимента для максимальной ОДР (тип рис. 2.17 д)

Пусть исходная СТПР, возникшая в реальной практике распределения СиС, представлена векторами наличия $\bar{a} = [a_1 \ a_2]^T = [8 \ 8]^T$ и потребностей $\bar{b} = [b_1 \ b_2 \ b_3]^T = [5 \ 5 \ 6]^T$ в ресурсах (например, автоцистернах - АЦ). Эта СТПР, будучи представленная в виде транспортной модели и преобразованная в ЗЛП, будет иметь ОДР типа д) (рис. 2.17), т.е. с максимальным, для данной размерности задачи, количеством крайних точек, а значит и альтернативных планов распределения ресурсов (рис. 2.39 а).

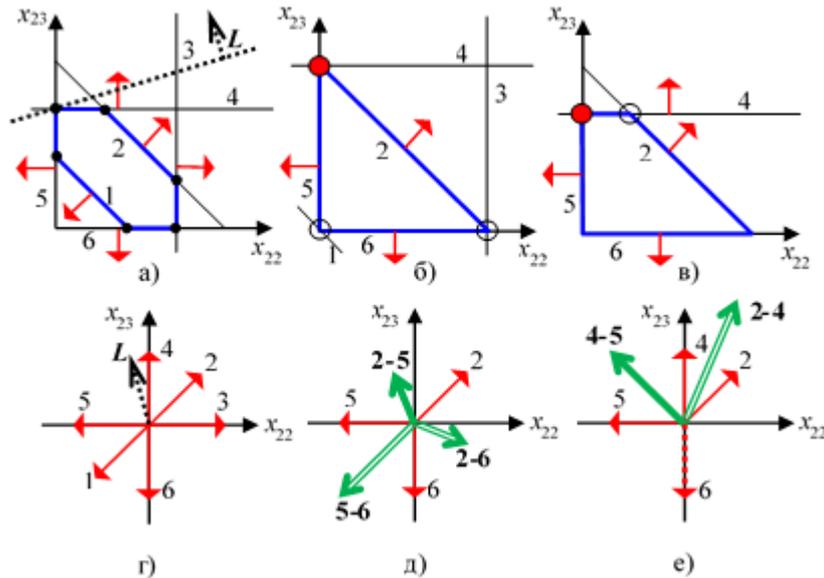


Рисунок 2.39 - Эволюция ОДР при композиционном планировании эксперимента

На рис. 2.39 а) показана ОДР (ограничена синей линией), 6 ее крайних точек - потенциальных вариантов решения, векторы (НВЕД), соответствующие каждому из ограничений СТПР, которые «пристегнуты» к своим линиям ограничений и указывают направление «из ОДР». Все линии ограничений пронумерованы в соответствии с исходными обозначениями (табл. 2.11). На этом же рис. 2.39 а) показана линия уровня моделируемой ЦФ (пунктирная линия L) и ее НВЕД, указывающие направление градиента - увеличения значения ЦФ.

На рис. 2.39 г) показан спектр задачи вместе с НВЕД моделируемой ЦФ, соответствующие всем исходным данным задачи, отображенным на рис. 2.39 а).

В этой ситуации, согласно алгоритму рис. 2.28, надо бы провести процедуру экспертного оценивания на основе построения матрицы парных сравнений (МПС) размерности 6×6 ,

предъявляя ЛПР пары планов распределения АЦ (2.53)). Это потребовало бы 15 предъявлений для заполнения верхнего треугольника МПС (нижний заполняется симметрично), а если бы возникли нарушения транзитивности отношений пар альтернатив, то потребовались бы и дополнительные предъявления.

Однако, если воспользоваться композиционным планированием эксперимента, то необходимо выполнить следующую последовательность действий, требующих существенно меньше предъявлений.

1. В соответствии с логикой блоков 1 и 2 из всех ограничений типа (2.38) следует *выбрать единственное ограничение*, отсекающее от координатных осей симплекс как ОДР, *минимальную по количеству крайних точек*. Для этого из всех ограничений следует оставить лишь 2-е и ограничения неотрицательности, т.е.:

$$\begin{cases} x_{22} + x_{23} \leq a_2 \\ -x_{22} \leq 0 \\ -x_{23} \leq 0 \end{cases} \quad \text{или} \quad \begin{cases} x_{22} + x_{23} \leq 8 \\ -x_{22} \leq 0 \\ -x_{23} \leq 0 \end{cases} . \quad (2.67)$$

Эта ситуация отображена на рис. 2.39 б), а соответствующий ей спектр - на рис. 2.39 д) представлен красными стрелками.

2. Необходимо по описанной выше (рис. 2.28) технологии определить координаты крайних точек ОДР-симплекса и соответствующие им планы распределения СиС. Это вершины, образованные пересечением следующих пар ограничений: (2-5), (2-6), (5-6). В случае n переменных точки будут образованы пересечением n гиперплоскостей ограничений.

Крайним точкам симплекса (рис. 2.39 б)) соответствуют суммы пар НВВД (зеленые двойные стрелки на рис. 2.39 д)). В соответствии с логикой решения обратной ТЗ один из этих суммарных векторов (соответствующий выбранному ЛПР решению) является текущей оценкой ЦФ ЛПР. Крайние точки являются альтернативными вариантами решения ЗЛП, их координаты в пространстве переменных x_{22}, x_{23} : (0; 0), (0; 8), (8; 0).

3. ОДР, приведенная на рис. 2.39 б) *не содержит ни одной крайней точки, относящейся к исходной ОДР*. Поэтому решение, найденное по ней не может быть окончательным, пригодным для реализации на практике, а является лишь промежуточным шагом в поиске решения для исходной СТПР. На этом этапе выполняется *поиск решения для гипотетической СТПР*, построенной на основе исходной. Эту СТПР можно считать модификацией исходной, содержащей то же количество ограничений (четыре и ограничения неотрицательности), в которой 4-я линия ограничений переместилось вверх, 3-я - вправо, а линия 1-го ограничения - вниз так, что они не участвуют в формировании ОДР. Такое представление дает возможность определить значения имеющихся и необходимых ресурсов (\bar{a}, \bar{b}) в транспортной таблице этой модифицированной ТЗ. Тогда, имея в виду выражения правых частей (2.38) и то обстоятельство, что согласно (2.67) $a_2 = 8$, определим новые значения остальных элементов этих векторов ресурсов для гипотетической задачи, построенной из исходной: $b_2 = 8; b_3 = 8; b_1 = 8; a_1 = 16$.

С учетом новых значений ресурсов, указанным крайним точкам ОДР-симплекса будут соответствовать планы распределения ресурсов (например, АЦ), представленные в табл. 2.21, где тонированы ячейки, соответствующие переменным x_{22}, x_{23} , *запасы* соответствуют значениям вектора \bar{a} , *заказы* - значениям вектора \bar{b} . Каждый план распределения ресурсов (АЦ) определяет, какое количество АЦ следует направить из i -ой пожарной части (ПСЧ) на j -й вызов из числа трех одновременных.

Таблица 2.21 - Варианты планов распределения ресурсов в ТЗ 2×3 для ОДР-симплекса

План (5-6)					План (2-6)					План (2-5)				
	Вы- зов 1	Вы- зов 2	Вы- зов 3	Запа- сы		Вы- зов 1	Вы- зов 2	Вы- зов 3	Запа- сы		Вы- зов 1	Вы- зов 2	Вы- зов 3	Запа- сы
ПСЧ1	0	8	8	16	ПСЧ1	8	0	8	16	ПСЧ1	8	8	0	16
ПСЧ2	8	0	0	8	ПСЧ2	0	8	0	8	ПСЧ2	0	0	8	8
Зака- зы	8	8	8	-196	Зака- зы	8	8	8	-220	Зака- зы	8	8	8	-92

В рассматриваемом модельном примере, с учетом данных транспортной таблицы (табл. 2.10) и представления ЦФ ЗЛП (2.33) через параметры ТЗ, выражение ЦФ, подлежащая максимизации, будет иметь следующий вид:

$$L(x_{22}, x_{23}) = -196 - 3x_{22} + 13x_{23}. \quad (2.68)$$

Значение ЦФ имеет смысл обратной величины обобщенных затрат (потерь, издержек), связанных с реализацией плана при том или ином распределении запасов по заказам (АЦ по вызовам). Поэтому наилучшим будет тот план, который имеет наибольшее значение этого показателя (т.е. наименьшие затраты). В альтернативных планах, приведенных в табл. 2.21, моделируемые значения $L(x_{22}, x_{23})$ приведены в правом нижнем углу каждой из таблиц планов. При реальном применении данного алгоритма эти значения, разумеется, неизвестны.

4. Выполняется процедура экспертного оценивания, в ходе которой лицу, принимающему решения, предъявляются пары планов (табл. 2.21), из которых ЛПР должен выбрать наиболее предпочтительный (на его взгляд с учетом его опыта). Пусть матрица парных сравнений (МПС), построенная в процессе экспертизы с использованием дискретной шкалы оценок (см. приложение 2), имеет вид, приведенный в табл. 2.22.

Таблица 2.22 - Матрица парных сравнений планов распределения СиС

		Планы			Баллы	Ранги
		2-5	2-6	5-6		
Планы	2-5	2	3	3	8	1
	2-6	1	2	1	4	3
	5-6	1	3	2	6	2

Здесь баллы вычислялись *методом сложения* (см. приложение 2), по которым получена ранжировка трех вариантов планов: $R = \{1; 3; 2\}$. Наивысший ранг получил план (2-5). Как видно на рис. 2.39 д), его вектор уже на первом шаге полуактивного эксперимента достаточно близок к вектору линии уровня моделируемой ЦФ. Однако, это решение ЗЛП ($x_{22} = 0; x_{23} = 8$) лежит за пределами ОДР исходной СТПР, поэтому не может быть реализовано.

5. В числе ограничений исходной СТПР есть ограничения, которые не вошли в СТПР симплекса (2.67) и которые «отсекают» оптимальную точку симплекса и создают вместо нее две другие крайние точки, которые уже входят в состав ОДР исходной СТПР, а значит могут претендовать на право оптимального и реализуемого на практике решения.

Композиционность эксперимента заключается в пошаговом достраивании исходного плана. В рассматриваемой ТЗ это выполняется путем «вывода из тени» по одному ограничению из числа еще неиспользованных в формировании ОДР, причем ограничений, уточняющих предыдущее решение. В данном случае добавляемым ограничением является 4-е (рис. 2.39 в), оно отсекает угол с оптимальной точкой (0; 8) и приводит к двум новым точкам с координатами (0; 6) и (2; 6). И выбор ЛПР должен делать среди этих двух точек.

Поскольку претенденты на оптимальное решение определились, то планы распределения СиС могут быть построены уже со всеми реальными (а не гипотетическими) значениями СТПР - векторами (\bar{a}, \bar{b}) . Этим двум точкам в пространстве переменных x_{22}, x_{23} соответствуют два плана распределения, приведенные в табл. 2.23.

Таблица 2.23 - Варианты планов распределения ресурсов на второй итерации полуактивного эксперимента

План (4-5)					План (2-4)				
	Вызов 1	Вызов 2	Вызов 3	Запасы		Вызов 1	Вызов 2	Вызов 3	Запасы
ПСЧ 1	3	5	0	8	ПСЧ 1	5	3	0	8
ПСЧ 2	2	0	6	8	ПСЧ 2	0	2	6	8
Заказы	5	5	6	-118	Заказы	5	5	6	-124

6. Для приведенных двух планов распределения выполняется процедура экспертного оценивания. Поскольку необходимо все лишь одно парное сравнение, то МПС будет иметь простейший вид, представленный в табл. 2.24.

Таблица 2.24 - Матрица парных сравнений двух планов распределения СиС

		Планы		Баллы	Ранги
		4-5	2-4		
Планы	4-5	2	3	5	1
	2-4	1	2	3	2

Здесь ранжировка двух вариантов планов: $R = \{1; 2\}$. Наивысший ранг получил план (4-5). Его и можно считать оптимальным планом распределения СиС (АЦ). Это решение ЗЛП ($x_{22} = 0; x_{23} = 6$) удовлетворяет ограничениям ОДР исходной СТПР, что дает основание для его реализации на практике. Данному решению ЗЛП соответствует решение ТЗ (План (4-5) в табл. 2.23), т.е. из ПСЧ1 3 АЦ следует отправить по Вызову 1 и 5 АЦ по Вызову 2, а из ПСЧ2 - 2 АЦ по Вызову 1 и 6 АЦ по Вызову 3.

Таким образом, применение композиционного планирования полуактивного эксперимента на данных рассматриваемой ТЗ позволяет существенно сократить количество парных сравнений. Для СТПР, имеющей максимальный набор альтернативных планов распределения (рис. 2.17 д), вместо 15 парных сравнений достаточно выполнить лишь 4.

На рис. 2.40 приведена схема применения алгоритмов экспертного оценивания на основе парных сравнений для вариантов без использования и с использованием полуактивного планирования эксперимента.

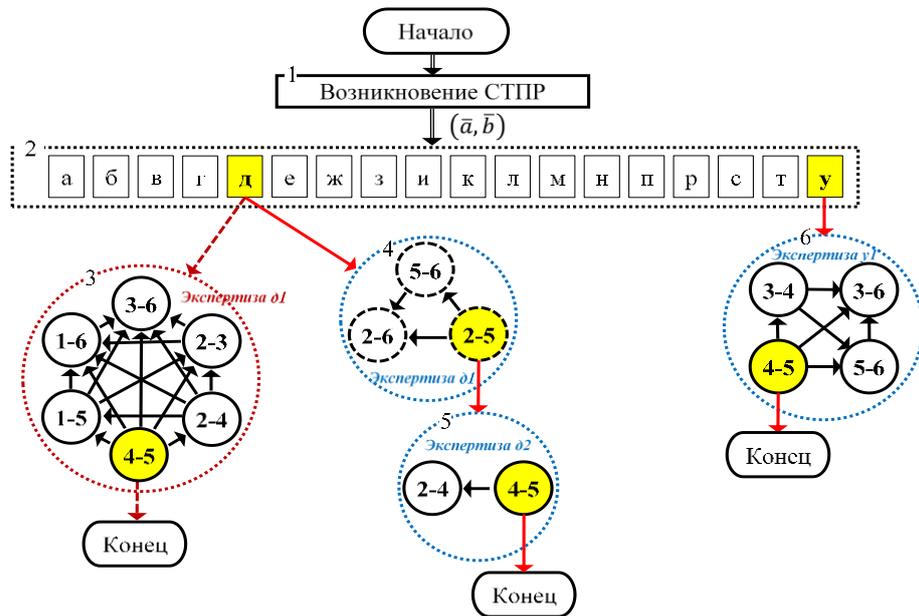


Рисунок 2.40 - Схема вариантов применения экспертного оценивания для выбора оптимального плана распределения ресурсов

На рис. 2.40 в блоке 2 приведен перечень типов СТПР, которые могут возникнуть при спонтанном их появлении. Буквенные обозначения соответствуют типам ОДР, приведенным на рис. 2.17. СТПР типа «д» соответствует ситуации с максимальным количеством альтернативных планов распределения.

Использование процедуры экспертного оценивания (рис. 2.28), например, для СТПР типа «д», приводит к необходимости проведения парных сравнений в полном объеме (см. табл. 2.18 и рис. 2.40 блок 3). Применение технологии полуактивного эксперимента для этой же СТПР типа

«д» приводит к необходимости проведения существенно меньшего количества парных сравнений в двух последовательных экспертизах (блоки 4 и 5). Причем в блоке 4 все рассматриваемые альтернативные планы (на первом этапе экспертизы) не соответствуют крайним точкам ОДР (что отражено пунктирной линией вершин графа). Альтернативы остальных экспертиз, приведенных на рис. 2.40, ассоциированы с крайними точками исходной ОДР (вершины графов изображены сплошными линиями).

В других СТПР количество каскадов экспертных процедур (для рассматриваемой ТЗ 2×3) может быть один или два. Так для СТПР типа «у» экспертиза проводится в один этап и количество необходимых парных сравнений - 6, что уже не может быть уменьшено (экспертиза проводится в один этап), т.к. данная ОДР - одна из минимально возможных для ТЗ 2×3 .

Следует отметить, что композиционное конструирование планов эксперимента может быть использовано не только для полуактивного, но и для активного эксперимента, что также приведет к существенному сокращению количества итераций обращения к ЛПР для выявления наиболее предпочтительного плана распределения СиС.

2.4. Оценивание эффекта от применения распределительной транспортной модели в управлении ликвидацией пожаров

2.4.1. Потенциал снижения ущерба от пожаров

Как показал регрессионный анализ, результаты которого (для данных за 2011-2017 гг.) приведены в начале данной главы, существует статистическая зависимость *удельного ущерба* от *количества пожаров* в городах (см. модели (2.4)-(2.6)). Здесь добавлено «удельный» для того, чтобы подчеркнуть, что величины u_d, R_2, Q_2 приведены, соответственно, на один, на 100 и на 100 пожаров.

В расчетах величины потенциала используется следующая логика.

Согласно п.1 статьи 76 Технического регламента о требованиях пожарной безопасности «Дислокация подразделений пожарной охраны на территориях поселений и городских округов определяется исходя из условия, что время прибытия первого подразделения к месту вызова в городских поселениях и городских округах не должно превышать 10 минут, а в сельских поселениях - 20 минут» [376]. Т.е. в регламенте не предполагается зависимость эффективности реагирования от интенсивности пожаров, а лишь от места расположения пожарных депо. Статистический анализ, однако, показывает, что такая зависимость есть.

Если бы ГПС *реагировала одинаково эффективно при любой интенсивности пожаров* (в каждый год из рассматриваемого периода 2011-2017 гг.), то «сэкономленный» ущерб мог бы составить ту величину потенциала повышения эффективности процесса ликвидации пожара, к которой можно стремиться. Если принять за уровень эффективного реагирования тот год, в котором был обеспечен *наименьший уровень удельного ущерба* (на рис. 2.1 u_d^{min} в 2016 г., R_2^{min} в 2017 г., Q_2^{min} в 2017 г.), то приращение ущерба в другие годы и даст величину потенциала (запаса роста эффективности).

Оценки потенциала повышения эффективности реагирования получены в соответствии с приведенной логикой.

Расчеты выполнены по данным для городов за тот же период 2011-2017 гг., для которого построены модели (2.4)-(2.6). В табл. 2.25 и на рис. 2.41 а) приведены значения полного ущерба (а не удельного, удельный приведен в табл. 2.1) по годам и всего ($u_d^п, R_2^п, Q_2^п$) в этот период:

$$u_{d,год}^п = u_{d,год} n_{год}; \quad (2.69)$$

$$R_{2,год}^п = \frac{1}{100} R_{2,год} n_{год}; \quad (2.70)$$

$$Q_{2,год}^п = \frac{1}{100} Q_{2,год} n_{год}; \quad (2.71)$$

где $n_{год}$ - количество пожаров в городах в соответствующий год; множитель $\frac{1}{100}$ использован, т.к. удельные показатели $R_{2,год}$ и $Q_{2,год}$ отражают значения показателей на 100 пожаров.

Таблица 2.25 - Полный ущерб в городах в 2011-2017 гг.

Год	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	Всего ущерб	Всего ущерб миним.	Сниж. ущ, %	Сниж. ущ. по мод., %
Кол-во пож. в городах, тыс.	103,9	99,3	93,1	89,6	86,6	82,6	78,1				
u_d^n , млрд. руб.	20,99	16,74	13,15	16,93	17,18	7,60	9,71	102,30	58,24	43	23
R_2^n , тыс. чел.	6,143	5,812	5,211	4,964	4,542	4,322	3,777	34,77	30,62	12	10
Q_2^n , тыс. чел.	8,570	8,364	7,575	7,475	7,098	6,724	6,293	52,10	51,02	2	1

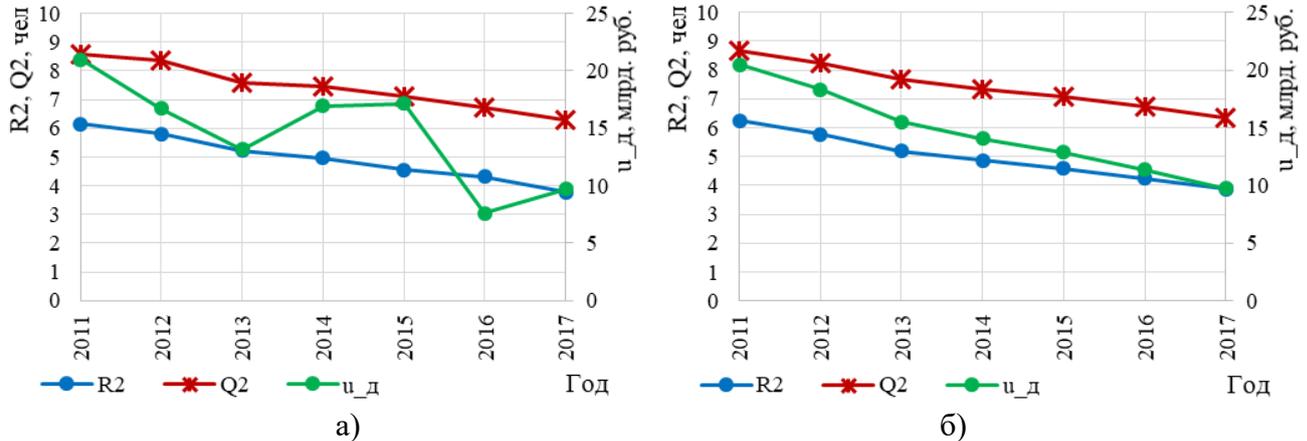


Рисунок 2.41 - Значения суммарного ущерба от всех пожаров в городах (*полного* по видам - u_d^n ; R_2^n ; Q_2^n), полученные на основе статистических данных (а) и вычисленные на основе регрессионных зависимостей вида ущерба от количества пожаров с учетом максимальной эффективности ликвидации пожара (б)

В колонке «Всего ущерб» приведены значения полных сумм видов ущерба за все эти годы:

$$u_d^n = \sum_{\text{год}=2011}^{2017} u_{d,\text{год}} n_{\text{год}}; \quad (2.72)$$

$$R_2^n = \frac{1}{100} \sum_{\text{год}=2011}^{2017} R_{2,\text{год}} n_{\text{год}}; \quad (2.73)$$

$$Q_2^n = \frac{1}{100} \sum_{\text{год}=2011}^{2017} Q_{2,\text{год}} n_{\text{год}}. \quad (2.74)$$

В колонке «Всего ущерб миним.» приведены значения полных сумм видов ущерба, если бы *удельный ущерб* (u_d , R_2 , Q_2) в *каждый из этих лет* был равен наименьшему значению, т.е. если бы ГПС действовала столь же эффективно, как и в наилучшем году:

$$u_d^{n,\min} = u_d^{\min} \sum_{\text{год}=2011}^{2017} n_{\text{год}}; \quad (2.75)$$

$$R_2^{n,\min} = \frac{1}{100} R_2^{\min} \sum_{\text{год}=2011}^{2017} n_{\text{год}}; \quad (2.76)$$

$$Q_2^{n,\min} = \frac{1}{100} Q_2^{\min} \sum_{\text{год}=2011}^{2017} n_{\text{год}}. \quad (2.77)$$

В колонке «Сниж. ущ., %» приведены значения снижения ущерба в % по отношению к существующему (т.е. по двум предыдущим колонкам). Эти оценки отражают снижение относительно абсолютных значений статистических данных (из семи первых колонок), не сглаженных каким-либо образом (сомножитель 100 приведен для преобразования долей в проценты):

$$\Delta u_d^n = ((u_d^n - u_d^{n,\min}) / u_d^n) 100; \quad (2.78)$$

$$\Delta R_2^n = ((R_2^n - R_2^{n,\min}) / R_2^n) 100; \quad (2.79)$$

$$\Delta Q_2^n = ((Q_2^n - Q_2^{n,\min}) / Q_2^n) 100. \quad (2.80)$$

В колонке «Сниж. ущ. по мод., %» приведены значения снижения ущерба (в %), вычисленные по регрессионным моделям (2.4)-(2.6) при условии, что количество пожаров в каждом году рассматриваемого периода было бы минимальным ($n_{\text{год}}^{\min} = n_{2017} = 78,1$). Минимальное количество пожаров рассматривается по той причине, что *удельный ущерб*

(u_d, R_2, Q_2) , согласно моделям (2.4)-(2.6), прямо пропорционален количеству пожаров, а это значит, что наибольшая эффективность ликвидации пожара проявляется при наименьшем количестве пожаров. Подстановкой $n_{год}^{min}$ в модели (2.4)-(2.6) были получены *наименьшие* (т.е. наилучшие по эффективности ликвидации пожара) значения удельного ущерба: $u_d^{мод} = 124,60$ тыс. руб.; $R_2^{мод} = 4,96$ чел.; $Q_2^{мод} = 8,11$ чел. Тогда полные суммы видов ущерба в соответствующем году могут быть вычислены следующим образом (рис. 2.41 б):

$$u_{д,год}^{п,мод} = u_{д,год}^{мод} n_{год}; \quad (2.81)$$

$$R_{2,год}^{п,мод} = \frac{1}{100} R_{2,год}^{мод} n_{год}; \quad (2.82)$$

$$Q_{2,год}^{п,мод} = \frac{1}{100} Q_{2,год}^{мод} n_{год}. \quad (2.83)$$

Суммарный ущерб по видам ($u_d^{п,мод}$; $R_2^{п,мод}$; $Q_2^{п,мод}$) за все годы наблюдения (2011-2017 гг.) может быть вычислен аналогично выражениям (2.75)-(2.77), а соответствующие приращения эффекта ($\Delta u_d^{п,мод}$; $\Delta R_2^{п,мод}$; $\Delta Q_2^{п,мод}$) - аналогично (2.78)-(2.80). В итоге, снижение ущерба составит значения, приведенные в колонке «Сниж. ущ. по мод., %» табл. 2.25.

Оценки потенциала снижения ущерба, *вычисленные по моделям* (2.4)-(2.6), представляются более объективными, чем оценки по абсолютным значениям, т.к. являются сглаженными по всей выборке наблюдений (за 2011-2017 гг.) посредством механизма регрессионного анализа.

Таким образом, оценки, приведенные в последней колонке табл. 2.25, можно считать тем потенциалом снижения ущерба в городах, который может быть достигнут, если ГПС возьмет на вооружение практики наилучшего реагирования, имевшие место в лучшие годы наблюдения. В идеале, как отмечалось выше, зависимости удельного ущерба от количества пожаров, на наш взгляд, быть не должно, а ГПС должны реагировать равно эффективно при любом количестве пожаров. Однако, как показывают модели (2.4)-(2.6), на практике это не так, что, возможно связано с тем, что при одновременных вызовах приходится делить общий ресурс между несколькими пожарами, что приводит к некоторому снижению эффективности ликвидации пожар, а значит и к увеличению удельного ущерба.

Полученные значения потенциала снижения ущерба являются лишь оценками и не дают конструктивного алгоритма его достижения. В следующем подразделе приведены оценки ожидаемого снижения видов ущерба за счет внедрения в практику управления машинообучаемых моделей распределения ресурсов при ликвидации пожара на основе использования моделей транспортного типа.

2.4.2. Об оценивании эффективности применения транспортных моделей для управления ликвидацией пожаров

Структурирование задачи распределения ресурсов по вызовам в виде транспортной модели позволяет, как показано выше, оценить значение ущерба для различных планов распределения. Количество вариантов распределения ресурсов, с использованием транспортной модели, определяется количеством крайних точек многогранника ограничений. Однако, ЛПР (диспетчер) имеет собственную интуитивную ЦФ и принимает решения в соответствии с ней. Распознавание/оценивание его ЦФ и выполняется в ходе решения обратной транспортной задачи, т.е. в процессе машинного обучения транспортной модели. В силу ограниченной разрешающей способности ЛПР и «ручной» процедуры выбора варианта распределения СиС (принятой в традиционных технологиях управления), результаты реализации принятых решений (эффекты) представляются некоторым вероятностным распределением.

Исходя из структуры транспортной модели и фактических значений показателей ущерба как результата реализации принятых решений, оценим величину положительного эффекта от выбора решений с использованием структурированной процедуры, построенной на основе транспортной модели (на примере ТЗ 2×3).

Статистические данные об ущербе (u_d, R_2) в городах по регионам РФ приведены в приложении 1 (табл. П1.6). Гистограмма значений этих показателей, усредненных по годам за

период 2012-2016 гг. приведена на рис. 2.42.

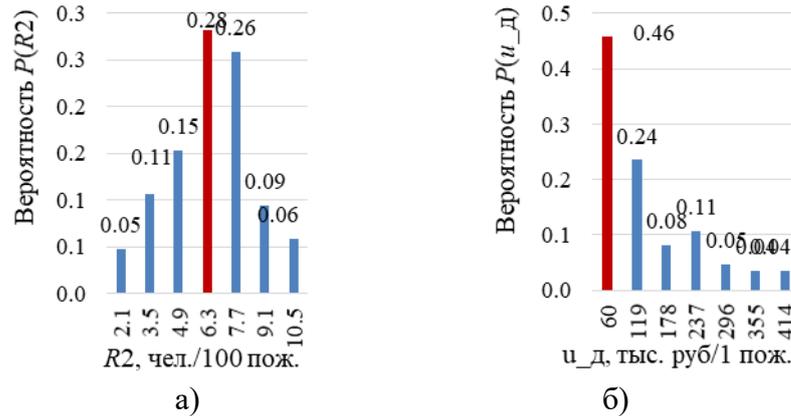


Рисунок 2.42 - Гистограммы усредненных за 2012-2016 гг. показателей ущерба от пожаров в городах для регионов РФ

Заметим, что количество карманов гистограмм может быть произвольным, но в рассматриваемом случае все статистические данные распределены по семи карманам. Это необходимо для того, чтобы поставить в соответствие данным статистическим распределениям ущерба - спектр ЦФ ЛПР (см. далее рис. 2.43) в рамках транспортной модели распределения СиС.

На рассеяние значений показателей ущерба влияет достаточно много факторов и один из них - это *ограниченная разрешающая способность ЛПР* при распределении им СиС по вызовам.

Приведем предпосылки, положенные в основу расчета эффективности распределения ресурсов:

- СТПР, возникающие в процессе работы ГПС, могут порождать все возможные типы ОДР. Для ТЗ 2×3 все разнообразие ОДР представлено на рис. 2.17. Аппроксимацией ЦФ ЛПР может быть любой из векторов дискретного спектра, приведенного на рис. 2.21 б);

- в силу ограниченной разрешающей способности ЛПР и использования в настоящее время неструктурированных процедур выбора решений, его выбор представлен статистическим распределением на множестве векторов *спектра крайних точек ОДР задачи*;

- распределение вариантов решений для показателей эффективности (ущерба) аналогично эмпирическим распределениям для регионов РФ (см. рис. 2.42 и приложение 1, табл. П1.6). При этом будем предполагать, что рассеяние показателей ущерба ($u_{д}, R_2$) обусловлено множеством *аддитивно равнозначных факторов, одним из которых является неопределенность принятия решений*. Т.е. эффект от каждого из этих факторов может быть представлен указанным распределением вероятностей.

Часть дискретного спектра задачи (рис. 2.21 б), отражающего рассеяние интуитивно используемой целевой функции ЛПР (ближайшая половина спектра по разности векторов спектра и модельной ЦФ), приведена на рис. 2.43. В табл. 2.26 для модельных значений коэффициентов c_{ij} транспортной таблицы (табл. 2.10) и случайных СТПР (векторов \bar{a}, \bar{b}) приведены соответствующие им значения переменных x_{22}, x_{23} плана распределения СиС и модельной ЦФ (L).

В табл. 2.26 наибольшие значения вероятностей (в распределении показателей ущерба, приведенных на рис. 2.42) поставлены в соответствие наибольшим значениям ЦФ ($-L$), отражающей обобщенный ущерб (потери, издержки). Значения ЦФ приведены со знаком (-), т.к. транспортная задача (в форме ЗЛП (2.24)-(2.28)) максимизирует отрицательный ущерб или, что то же самое - минимизирует ущерб.

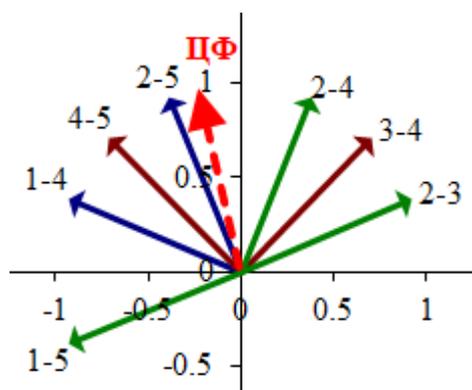


Рисунок 2.43 - Векторы рассеяния спектра ЦФ ЛПП

Таблица 2.26 - Планы, координаты их крайних точек в ОДР и значения ЦФ L в соответствующих им крайних точках ОДР

№ п/п, k	Вариант плана распределения	x_{22}	x_{23}	L_k	$-L_k$	Доля превышения над минимальным	Вероятность R_2	Вероятность u_d
1	(2-5)	0	8	-92	92	0,00	0,28	0,46
2	(4-5)	0	6	-118	118	0,28	0,26	0,24
3	(2-4)	2	6	-124	124	0,35	0,15	0,11
4	(3-4)	5	6	-133	133	0,45	0,11	0,08
5	(1-4)	0	3	-157	157	0,71	0,09	0,05
6	(1-5)	0	3	-157	157	0,71	0,06	0,04
7	(2-3)	5	3	-172	172	0,87	0,05	0,04
Средний ущерб (в абсолютных единицах модельной ЦФ):							121,67	113,06
Средний ущерб, %:							32,25	22,89
Снижение количества погибших в 100 пожарах, чел.:							1,76	-
Снижение прямого материального ущерба в пожаре, тыс. руб.:							-	36,48

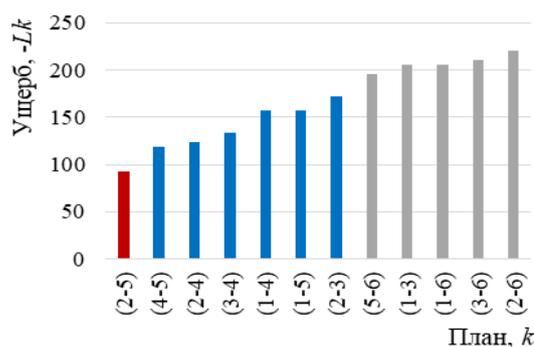


Рисунок 2.44 - Значения ЦФ ЛПП (в модельных единицах ущерба) для различных планов распределения СиС

Распределение значений ЦФ ЛПП (рис. 2.44) на множестве векторов спектра (рис. 2.43) соответствует различным СТПР, их ОДР (представленным на рис. 2.17), а значит и различным планам распределения СиС. Распределению значений ЦФ ЛПП ($-L_k$) поставлены в соответствие ранжированные по убыванию вероятностей значения статистических распределений показателей ущерба ($P_k(u_d)$ и $P_k(R_2)$), гистограммы которого, построенные по официальным статистическим данным о пожарах [297], приведены на рис. 2.42. Такое соответствие позволяет вычислить средние значения видов ущерба (u_d и R_2) в модельных единицах:

$$L_{\text{cp}}(u_d) = \sum_{k=1}^K (-L_k) P_k(u_d); \quad L_{\text{cp}}(R_2) = \sum_{k=1}^K (-L_k) P_k(R_2), \quad (2.84)$$

где K - количество карманов в дискретном распределении $P_k(u_d)$ и $P_k(R_2)$, представленном на рис. 2.41 и векторов в спектре (рис. 2.43). Эти значения составили соответственно: $L_{\text{cp}}(u_d) = 113,06$ и $L_{\text{cp}}(R_2) = 121,67$.

Статистическое распределение ЦФ ЛПР (рис. 2.44) обусловлено неабсолютной разрешающей способностью ЛПР, что и приводит к тому, что вычисленный средний ущерб (2.84) превышает наименьшее его значение ($-L_k = 92$ - см. табл. 2.26) соответственно на 22,89% и 32,25%.

Если при принятии решения использовать обученную транспортную модель, то, *обладая абсолютной разрешающей способностью, модель может предложить ЛПР в качестве оптимального единственное решение, определенное с помощью вектора, ближайшего к фактическому* - для ТЗ 2×3 - это вектор (2-5) на рис. 2.43 и первая строка в табл. 2.26 ($-L_k = 92$). Тогда в процедуре выбора оптимального варианта распределения СиС уже не будет участвовать весь спектр векторов (рис. 2.43), а будет использован единственный вектор, являющийся оценкой вектора ЦФ ЛПР. А это значит, что эффект от использования обученной транспортной модели для оптимального распределения СиС составит 32,25%, что в абсолютных значениях *снижения количества людей, погибших* в 100 пожарах в городах составит $\Delta R_2 = 1,76$ чел. на 100 пож. Аналогично для прямого материального ущерба *снижение составит* 22,89% или $\Delta u_d = 36,48$ тыс. руб. на 1 пожар.

2.4.3. Основные сценарии применения транспортных моделей для управления ликвидацией пожаров

Приведем основные сценарии распределения СиС на основе использования *машиннообучаемых транспортных моделей, экспертного оценивания и оптимального планирования эксперимента* для управления ликвидацией пожаров.

1. На основе структуризации процедуры выбора плана распределения СиС с помощью транспортной модели, в каждой новой СТПР можно построить полуактивный оптимальный эксперимент и с использованием экспертного оценивания сделать выбор оптимального плана распределения СиС (см. рис. 2.34). Эти решения и соответствующие им СТПР могут служить основой для машинного обучения транспортной модели.

2. Сбор данных принятия решений в возникающих СТПР (в режиме нормального функционирования в соответствии с рис. 2.32) с параллельным обучением транспортной модели. Обученная модель может быть использована в новых СТПР для выбора вариантов решений (в режиме референта в системах поддержки принятия решений) и предъявления их ЛПР для утверждения и реализации (рис. 2.35).

3. Обучение транспортной модели в режиме активного эксперимента (по схеме рис. 2.34) на учениях с последующим использованием настроенной модели:

3.1. *В реальных процедурах управления ликвидацией пожаров;*

3.2. *Для оценивания уровня подготовленности персонала, сравнивая с моделями заведомо опытных ЛПР.*

Выводы по главе 2

1. Анализ официальных статистических данных о пожарах в городах, размерах и видах ущерба показал значимую статистическую (регрессионную) зависимость между количеством пожаров (по годам) и такими показателями, как удельное количество погибших и травмированных людей в 100 пожарах и прямой материальный ущерб в одном пожаре. Кластерный анализ выявил нестационарность в статистических данных, обусловленную введением нового «Технического регламента о требованиях пожарной безопасности» в 2008 году. Это позволило построить адекватные регрессионные зависимости на основании данных за 2011-2017 гг. Наличие явной зависимости показателей удельного ущерба от количества пожаров

свидетельствует о снижении эффективности процесса ликвидации пожара, в частности, в связи с одновременными вызовами, требующими распределения ограниченных ресурсов.

2. Анализ нормативной документации показал, что в настоящее время при диспетчеризации выезда нарядов по вызовам используется детерминированное расписание, жестко закрепляющее пожарные части за районами ответственности. Подобная схема не дает возможности учитывать текущую обстановку на маршрутах следования, а также особенности пожара и показатели эффективности работы персонала той или иной пожарной части. В связи с этим предложена концепция управляемого расписания выездов, основанная на транспортной модели оптимального распределения ресурсов, обученной на данных принятия эффективных решений опытными ЛПР.

3. Проанализированы, на основе имитационного моделирования, ситуации, приводящие к одновременным вызовам. Показано, что из-за естественной неоднородности плотности вызовов в течение суток, на отдельных интервалах плотность вызовов может возрасти на порядок, а среднее время обслуживания пожара - более чем на 20 %, что, как следует из построенных регрессионных моделей, приводит и к росту показателей ущерба от пожаров.

4. Показано, что структурно адекватной задаче распределения сил и средств по вызовам является задача транспортного типа, позволяющая по текущей потребности в видах ресурсов на вызовы и по имеющимся на текущий момент свободным ресурсам построить оптимальное управленческое решение, минимизирующее совокупный ущерб. Однако, параметры целевой функции такой задачи не могут быть априори обоснованно заданы с необходимой точностью, что создает априорную и текущую критериальную неопределенность.

Дополнительным источником неопределенности в транспортной модели являются и вариации расположения места пожара. Если дислокация пожарных частей остается неизменной от одного вызова к другому, то места пожаров всякий раз варьируются в пределах своего района. Однако, этот фактор в предлагаемой технологии управления учтен и моделирование показало, что на машинное обучение принципиального влияния он не оказывает, а лишь приводит к некоторому увеличению скорости обучения модели.

Поскольку в классической постановке транспортная модель ориентирована на однородный распределяемый ресурс, а в реальной пожарной практике их больше одного (кроме автоцистерн могут распределяться автонасосы, пожарные лестницы и т. п.), то это обстоятельство учитывается построением для каждого распределяемого ресурса своей обучаемой транспортной модели.

5. Формализовано преобразование транспортной задачи (модели) в задачу линейного программирования (ЗЛП), что позволило решать задачу распределения сил и средств на пожаре с помощью одного из стандартных алгоритмов скалярной линейной оптимизации. Представление транспортной модели (ТМ) в виде ЗЛП позволило построить и эффективные алгоритмы машинного обучения ТМ по ретроспективным статистическим данным принятия решений опытными ЛПР.

6. Для распределения СиС на основе обученной ТМ разработан метод игровых итераций (см. приложение 6), позволяющий эффективно решать достаточно широкий круг задач линейного программирования (а значит и транспортных задач).

Выполненная программная реализация метода игровых итераций (программный комплекс «Скат») позволяет решать задачи линейного программирования, а ее библиотечная (.dll) версия дает возможность другим приложениям импортировать функции метода игровых итераций.

На многочисленных модельных примерах показано, что скорость численного поиска решения с использованием метода игровых итераций (в виде «Скат») линейно зависит от суммы размерности пространства переменных и количества ограничений, что является важным достоинством предложенного алгоритма по сравнению с другими, используемыми для решения задач линейного программирования.

Высокая скорость решения оптимизационных задач линейного программирования с помощью метода игровых итераций позволяет использовать этот простой в реализации и устойчивый в работе алгоритм в составе систем поддержки принятия решений, в том числе

выполненных в виде мобильных приложений.

7. Разработан рекуррентный алгоритм машинного обучения транспортной модели распределения СиС и предложены правила останковки вычислительной процедуры на основе текущего контроля показателей сходимости на полигоне (специальной тестовой ситуации выбора) и по приращениям оценок. На имитационных примерах показана их работоспособность. Алгоритм позволяет:

- структурировать процесс выбора плана распределения ресурсов, разбив его на ряд элементарных процедур;
- выполнить подготовительную (первую) часть процедур, по формированию множества альтернативных планов распределения автоматически на основе представления задачи выбора в форме транспортной модели;
- в интерактивном режиме с ЛПР-экспертом на основе использования методов экспертного оценивания выполнить парные сравнения альтернативных планов, чем обеспечивается максимальная надежность выбора вариантов распределения;
- выполнить обработку данных о парных предпочтениях ЛПР-эксперта, построив ранжирование альтернативных планов распределения ресурсов и выявить наиболее предпочтительный для реализации его на практике.

Модельные эксперименты показали, что предложенный алгоритм позволяет даже при существенной вероятности ошибки в парных оценках получить адекватное ранжирование планов распределения СиС на пожаре.

Данный алгоритм обеспечивает:

- поддержку принятия решений для ЛПР;
- позволяет максимально надежно «извлечь из ЛПР» информацию о его предпочтениях;
- формализовать сбор данных о предпочтениях ЛПР при принятии им решений по распределению ресурсов на пожаре;
- в режиме тренировок позволяет идентифицировать персональные предпочтения ЛПР и оценить их близость желаемым или предпочтениям опытных ЛПР.

8. Предложен алгоритм использования методов экспертного оценивания для выбора оптимальных решений на основе обученной транспортной модели. В имитационном эксперименте показана эффективность предложенного подхода для повышения надежности решений, принимаемых для распределения СиС при ликвидации пожаров.

9. Предложены алгоритмы оптимального планирования эксперимента, обеспечивающие повышение эффективности принимаемых решений на основе реализации принципа согласованного управления при распределении СиС с использованием транспортной модели. Рассмотрены и построены две группы алгоритмов оптимального планирования эксперимента на ЛПР для максимально эффективного извлечения знаний ЛПР о предпочтениях при выборе оптимального плана распределения СиС - это планы активного и полуактивного экспериментов.

10. Предложены различные схемы построения интерфейса «среда-ЛПР», учитывающие эффективное сопряжение потоков данных о ситуациях, требующих принятия решений, и возможностей ЛПР в части его пропускной и разрешающей способности в рамках обеспечения принципа согласованного управления.

11. На основе построенных регрессионных моделей взаимосвязи видов удельного ущерба и количества пожаров получены оценки потенциала повышения эффективности ликвидации пожаров, которые составили для разных видов ущерба от 1% до 23%.

12. Вычислены оценки повышения эффективности управления ликвидацией пожаров за счет применения машинообучаемых транспортных моделей в контуре управления процессом ликвидации пожаров, которые составили для количества погибших в пожарах свыше 32% (т.е. сокращение на 1,76 человек погибших в 100 пожарах) и около 23% для прямого материального ущерба (т.е. сокращение на 36,48 тыс. руб. на один пожар).

Глава 3. Многошаговые математические модели накопления знаний лиц, принимающих оперативные решения при ликвидации пожаров

Ликвидации пожара является процессом, развивающимся в условиях воздействия многочисленных случайных факторов. При этом, как правило, последующие состояния в той или иной степени зависят от предыдущих состояний и принятых решений. Руководителям и диспетчерам разных уровней иерархии управления приходится принимать решения в условиях неполной информации о состоянии объекта ликвидации пожара.

Существует большое количество математических моделей, описывающих последовательные действия принятия решений. В их числе - модели теории случайных процессов, и в частности, марковские цепи с платежами [160, 228, 317], деревья решений [317, 365], многошаговые игры [33, 130, 280] и др. Каждая из этих моделей имеет свою структуру и параметры. Однако, как показано в [77, 78, 102], эти модели лишь *структурно адекватны* моделируемым процессам, а параметры модели в подавляющем большинстве случаев априори неизвестны и задать их на основании логических умозаключений крайне затруднительно. Это положение дел отражает априорную неопределенность моделирования. Но кроме априорной параметрической неопределенности существует текущая неопределенность, обусловленная нестационарностью среды и предпочтений ЛПР (в силу, например, изменения нормативных правовых актов).

Современные инструменты, в частности, методы машинного обучения, как элементы искусственного интеллекта, могут частично или полностью снять априорную и текущую неопределенность. Модели последовательного принятия решений могут служить основой для их машинного обучения на основе опыта принятия решений ЛПР и их последующего использования в системах поддержки принятия управленческих решений при ликвидации пожаров.

В данной главе рассмотрена возможность применения представленной в предыдущей главе технологии машинного обучения на основе решения обратных задач принятия решений для многошаговых математических моделей выбора вариантов, но не для одношаговых задач выбора вариантов (принятия решений), а для многошаговых. В частности, в качестве моделей выбора ранга пожара рассматриваются марковские цепи с платежами [228]. А процедуры поиска и эвакуации людей из горящего здания представлены матричными играми [207, 365. 478]. Эти две группы моделей используются в контексте их машинного обучения на основе использования опыта принятия решений опытными ЛПР в подобных ситуациях, с последующим включением моделей в состав программного комплекса систем поддержки принятия решений.

3.1. Управление ликвидацией пожаров с использованием управляемых марковских цепей

В данном подразделе рассматривается возможность моделирования процесса принятия решения о назначении ранга пожара с применением управляемых марковских цепей (УМЦ), называемых также марковскими цепями с доходами (МЦД) или марковскими цепями с платежами (МЦП) [228, 160, 317].

В моделях данной категории основными элементами являются: *множества дискретных состояний процесса и вариантов решений, матрицы вероятностей перехода и платежей*.

В качестве вариантов решений рассматриваются *ранги пожара*, которые и являются предметом выбора лицом, принимающим решения (ЛПР).

Состояние пожара, на основании которого ЛПР и должен принимать решение о ранге, характеризуется множеством (вектором) показателей, значения которых, как правило, достоверно не известны. Рассмотрим, как можно алгоритмизировать текущее оценивание состояний с использованием *методов экспертного оценивания*.

В моделях этого класса, как и во многих других моделях принятия решений, помимо упомянутой неопределенности, существует и *параметрическая неопределенность целевой (платежной) функции*, т.к. платежи, как правило, имеют многоплановый (векторный) характер,

часто основанный на субъективном опыте и интуитивных оценках ЛПР. Для марковских моделей принятия решений в данной главе предложен алгоритм снятия этой неопределенности с использованием методов машинного обучения на основе данных о решениях, принятых ранее опытными ЛПР. Обученные марковские модели в дальнейшем могут быть использованы в системах поддержки принятия решений при выборе ранга пожара.

3.1.1. Типовая динамика развития и показатели состояния пожара

В описании развития пожара, как правило, выделяют [290, 370] три фазы: начальная, объемного развития и затухания.

Первая фаза имеет продолжительность порядка 10 минут и характерна переходом возгорания в пожар (1-3 минуты) и разрастанием зоны горения (5-6 минут). Температура в помещении на этой фазе достигает 200 °С.

Вторая фаза объемного развития пожара. Ее продолжительность составляет 30–40 минут. На этой фазе пламя распространяется на весь объект (дом, помещение и т.п.), температура может достигать 800–900 °С.

Третья фаза характерна затуханием пожара, на ней все достигаемые горючие элементы уже охвачены огнем и догорают.

В соответствии с нормативными документами существует совокупность ключевых событий и соответствующих им показателей, определяющих динамику и эффективность процесса течения и ликвидации пожара (рис. 3.1).



Рисунок 3.1 - Показатели оперативного реагирования - фаз развития пожара

Эти события разграничивают несколько фаз пожара. Укрупненно определены следующие три фазы развития пожара:

- *свободное горение*, его продолжительность $\tau_{\text{св.гор}}$ – интервал времени с момента обнаружения пожара до момента подачи первого ствола ($\tau_{\text{св.гор}} = \tau_{\text{сообщ}} + \tau_{\text{приб}} + \tau_{\text{1ств}}$);
- *тушение*, его продолжительность $\tau_{\text{туш}}$ – интервал времени с момента подачи первого ствола до момента ликвидации открытого горения ($\tau_{\text{туш}} = \tau_{\text{лок}} + \tau_{\text{лик.откр}}$);
- *ликвидация последствий пожара*, его продолжительность $\tau_{\text{лик.посл}}$ – интервал времени с момента ликвидации открытого горения до момента ликвидации последствий пожара.

Каждая из трех укрупненных фаз пожара, если пользоваться терминологией марковских случайных процессов, *соответствует одному из трех состояний процесса течения и ликвидации пожара* - свободное горение, тушение и ликвидация последствий. В общем случае, из каждого из состояний процесс может перейти в любое из двух других. Переход выполняется с соответствующими вероятностями в произвольные моменты времени. Такому описанию пожара соответствует марковский процесс с непрерывным временем и дискретным множеством состояний. Если же измерять (наблюдать) состояние пожара в дискретные моменты времени, например, каждую минуту, то процесс можно считать марковской цепью, в которой дискретны как множество состояний, так и время. Далее будем рассматривать именно марковские цепи. Марковские цепи можно считать дискретизированным приближением процессов с непрерывным временем. Однако, именно цепи позволяют строить компактные и удобные для применения модели и алгоритмы.

Рассмотрим, каким образом на основании статистических данных о временных характеристиках пожара может быть построена марковская модель развития пожара.

В качестве исходных статистических данных рассматриваются временные показатели реагирования в городах по субъектам РФ, представленные в статистических сборниках [297], часть из которых приведена в приложении 1. Модели, построенные по этим данным, отражают обобщенное поведение пожаров в среднем по множеству регионов РФ. Однако, если в качестве исходных статистических данных использовать выборки, соответствующие конкретному городу (гарнизону), субъекту РФ или даже отдельной пожарной части, то построенные по ним марковские модели могут носить более конструктивный характер, т.к. могут использоваться для прогнозирования событий соответствующего уровня управления.

3.1.2. Представление динамики развития пожара в виде марковской цепи

3.1.2.1. Основные свойства марковских цепей

Случайным процессом называют функцию времени, принимающую случайные значения в каждый фиксированный момент времени [13, 32].

Случайной последовательностью (цепью) называют случайный процесс с дискретными состояниями ($s_i, i = \overline{1, m}$) и дискретным временем ($t = 1, 2, \dots, N$).

Если вероятность перехода ($p_{ij}, i, j = \overline{1, m}$) из предыдущего в последующее состояние зависит только от предыдущего состояния, то такой процесс называется *процессом без последствия*. Случайную последовательность, обладающую таким свойством, обычно называют *марковской цепью* (МЦ) или цепью Маркова, а само это свойство - *марковостью*.

МЦ называется *однородной (стационарной)*, если переходные вероятности p_{ij} не изменяются во времени.

МЦ считается заданной, если заданы: матрица вероятностей перехода (переходная матрица) процесса за один шаг ($P = \|p_{ij}\|_{mm}, i$ - строки, j - столбцы) и вектор вероятностей начальных состояний $\bar{p}(0)$:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{m1} & p_{m2} & \dots & p_{mm} \end{bmatrix}; \quad \bar{p}(0) = \begin{bmatrix} p_1(0) \\ p_2(0) \\ \dots \\ p_m(0) \end{bmatrix}. \quad (3.1)$$

Кроме матричной формы марковская цепь может быть представлена и в виде ориентированного взвешенного графа (см. рис. 3.2 для случая четырех укрупненных состояний ликвидации пожара, приведенных на рис. 3.1), где вершины соответствуют состояниям, а значения, указанные на дугах, вероятностям перехода из одного состояния в другое за один шаг процесса.

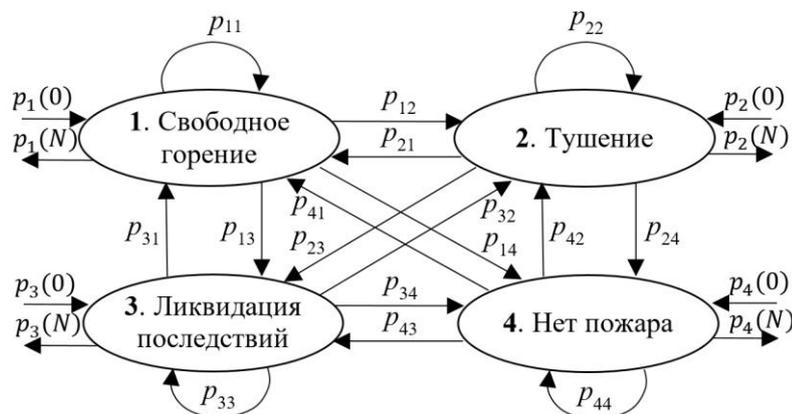


Рисунок 3.2 - Граф марковской цепи для четырех укрупненных состояний ликвидации пожара

Важной характеристикой МЦ, является вектор вероятностей пребывания процесса в том или ином состоянии на N -ом шаге $\bar{p}(N) = [p_1(N) \ p_2(N) \ \dots \ p_m(N)]^T$. Самостоятельный интерес в некоторых приложениях представляют *предельные (финальные) вероятности*

пребывания процесса в том или ином состоянии через $N \rightarrow \infty$ шагов. В теории стационарных марковских процессов [32] показано, что значения вектора предельных вероятностей не зависят от значений вектора начальных состояний. В то время как при малом числе шагов эта зависимость весьма существенна. Поэтому, если матрица P известна и задан вектор вероятностей начальных состояний $\vec{p}(0)$, то $\vec{p}(N)$ определится следующим образом:

$$\vec{p}(N) = (P^N)^T \vec{p}(0), \quad (3.2)$$

где T - символ транспонирования; N - степень матрицы вероятностей перехода и номер шага процесса.

Классическую прямую задачу, решаемую на основе марковской модели (цепи), можно представить в виде, приведенном на рис.3.3.

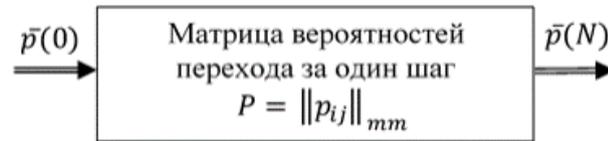


Рисунок 3.3 - Прямая задача, решаемая на основе марковской модели (цепи)

3.1.2.2. Алгоритм оценивания параметров марковской цепи по наблюдениям

Марковская цепь (т.е. ее параметры (3.1)) является удобной моделью для описания многостадийных, многоэтапных процессов, когда на том или ином этапе (состоянии) процесс может пребывать некоторое случайное время, переходя затем на какой-то другой.

Однако, для этого должна быть известна матрица P , которую не всегда можно достоверно задать. Но если исследуемый процесс повторяется много раз и на каждом шаге имеется возможность измерить частоту (вероятность) пребывания системы в каждом из состояний, то можно решить обратную задачу, обучив марковскую модель по наблюдениям за измеренными частотами состояний (рис. 3.4).

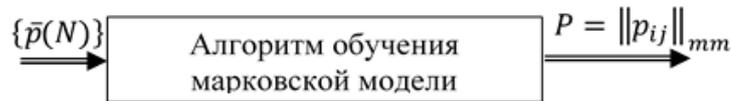


Рисунок 3.4 - Обратная задача - обучение марковской модели

В результате такого обучения будет получена оценка матрицы вероятностей перехода P , которую можно использовать для дальнейшего прогнозирования новых реализаций процесса (вычисления $\vec{p}(N)$).

В ряде работ [221] рассматриваются подобные задачи как задачи оценивания методом наименьших квадратов (МНК) или методом максимального правдоподобия (ММП) с учетом ограничений нормировки (равенства единице каждой строки матрицы оценок P). Приведем основные выражения этой задачи и покажем, как их можно использовать для моделирования чередования этапов ликвидации пожара.

Для произвольного j -го состояния марковской цепи (МЦ) статистические частоты $p_j(t)$ связаны с искомыми вероятностями перехода за один шаг p_{ij} следующим уравнением измерений [32, 221]:

$$p_j(t) = \sum_{i=1}^m p_i(t-1)p_{ij} + \varepsilon_j(t), \quad (3.3)$$

где $\varepsilon_j(t)$ - величина ошибки измерений (невязка). Для удобства преобразований и отличия переходных вероятностей от вероятностей состояний цепи обозначим: выходная величина вероятности состояния $y_j(t) \triangleq p_j(t)$; входная $x_i(t-1) \triangleq p_i(t-1)$; j -й столбец матрицы вероятностей перехода \vec{p}_j , тогда $P = [\vec{p}_1 \quad \vec{p}_2 \quad \dots \quad \vec{p}_m]$. С учетом этих обозначений, выражение (3.3) в векторно-матричной форме для N шагов j -го состояния цепи можно переписать так:

$$\bar{y}_j(N) = X(N-1)\bar{p}_j + \bar{\varepsilon}_j(N), \quad (3.4)$$

где

$$X(N-1) = \begin{bmatrix} x_1(0) & x_2(0) & \dots & x_m(0) \\ x_1(1) & x_2(1) & \dots & x_m(1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1(N-1) & x_2(N-1) & \dots & x_m(N-1) \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} \bar{p}^T(0) \\ \bar{p}^T(1) \\ \dots \\ \bar{p}^T(N-1) \end{bmatrix}; \quad (3.5)$$

$$\bar{\varepsilon}_j(N) = [\varepsilon_j(1) \quad \varepsilon_j(2) \quad \dots \quad \varepsilon_j(N)]^T. \quad (3.6)$$

В выражении (3.5) видно, что в соответствии с принятыми обозначениями первая строка матрицы $X(N-1)$ - это транспонированный вектор начальных состояний цепи, а каждая следующая строка - также вектор состояний на первом, втором и т.д. на $(N-1)$ шаге цепи. Матрица $X(N-1)$ имеет размерность $(N \times m)$.

Вектор $\bar{y}_j(N)$ в (3.4) как выходная переменная в уравнении измерений, состоит из вероятностей пребывания марковской цепи в единственном j -ом состоянии на шагах от 1 по N . Его размерность $(N \times 1)$. Для того, чтобы отобразить в уравнении измерений (типа (3.4)) пребывание марковской цепи во всех состояниях, необходимо построить расширенную систему уравнений измерений, которую в блочном виде можно записать следующим образом:

$$\begin{bmatrix} \bar{y}_1(N) \\ \bar{y}_2(N) \\ \dots \\ \bar{y}_m(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X(N-1) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & X(N-1) & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & X(N-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{p}_1 \\ \bar{p}_2 \\ \dots \\ \bar{p}_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \bar{\varepsilon}_1(N) \\ \bar{\varepsilon}_2(N) \\ \dots \\ \bar{\varepsilon}_m(N) \end{bmatrix}, \quad (3.7)$$

где в матрице входных переменных (содержащих $(m \times m)$ блоков) все диагональные блоки идентичны, их структура определяется выражением (3.5), их размерность $(N \times m)$. Все нулевые блоки выше и ниже блоков главной диагонали состоят из нулей и имеют размерность $(N \times m)$. В компактной матрично-векторной форме (3.7) примет вид:

$$\bar{y}(N) = X(N-1)\bar{p} + \bar{\varepsilon}(N). \quad (3.8)$$

Размерности элементов здесь следующие: $\bar{y}(N)$ - размерность $((N \times m) \times 1)$; $X(N-1)$ - размерность $((N \times m) \times (m \times m))$; \bar{p} - размерность $(m \times m) \times 1$; $\bar{\varepsilon}(N)$ - размерность $((N \times m) \times 1)$.

Таким образом, выражение (3.8) представляет стандартную форму линейного уравнения измерений (применительно к марковской цепи), в котором содержатся: значения входных переменных (в матрице $X(N-1)$), значения выходных переменных (вектор $\bar{y}(N)$), искомый вектор \bar{p} и вектор ошибок измерений (или невязок) $\bar{\varepsilon}(N)$.

Для отыскания неизвестного вектора \bar{p} (состоящего из столбцов матрицы вероятностей перехода P), воспользуемся методом наименьших квадратов (МНК). Сумму квадратов невязок $S_N(\bar{p})$ можно получить из уравнения измерений (3.8). Для получения менее громоздких выражений далее параметр объема выборки (N) переведем в нижний индекс, тогда сумма квадратов невязок $S_N(\bar{p})$ примет вид:

$$\begin{aligned} S_N(\bar{p}) &= \bar{\varepsilon}_N^T \bar{\varepsilon}_N = \\ &= (X_N \bar{p} - \bar{y}_N)^T (X_N \bar{p} - \bar{y}_N) = \\ &= \bar{p}^T X_N^T X_N \bar{p} - \bar{y}_N^T X_N \bar{p} - \bar{p}^T X_N^T \bar{y}_N + \bar{y}_N^T \bar{y}_N = \\ &= \bar{p}^T X_N^T X_N \bar{p} - 2\bar{y}_N^T X_N \bar{p} + \bar{y}_N^T \bar{y}_N. \end{aligned} \quad (3.9)$$

В соответствии с логикой МНК выражение (3.9) является целевой функцией (ЦФ) следующей задачи оптимизации:

$$\bar{p} = \arg \min_{\bar{p} \in \Omega} S_N(\bar{p}), \quad (3.10)$$

где Ω - область варьирования вектора \bar{p} , заданная следующими ограничениями, свойственными вероятностям:

$$\sum_{i=1}^m p_{(i-1)m+j} = 1; \quad p_i \in [0; 1]; \quad i, j = \overline{1, m}. \quad (3.11)$$

Решая эту задачу поиска экстремума, из необходимых условий оптимальности (см.

приложение 7) получим следующее решение:

$$\bar{p} = (X_N^T X_N)^{-1} X_N^T \bar{y}_N. \quad (3.12)$$

В теории статистического оценивания известно [163, 334], что матрица $X_N^T X_N$ для тех или иных исходных данных может быть плохо обусловленной, что не позволит вычислить обратную матрицу ($Q_N \triangleq (X_N^T X_N)^{-1}$) и требует регуляризации [377]. Однако, сведение одношагового алгоритма расчета оценок (3.12) к рекуррентному позволяет избежать обращения матриц.

В рамках технологии, приведенной в приложении 7, рассматривается ситуация, когда в дополнение к N наблюдениям (по которым уже имеются оценки \hat{p}_k вектора \bar{p} и матрицы Q_k) получено $(N+1)$ -е наблюдение. Следует заметить, что очередное наблюдение порождает не единственное дополнительное значение в выходном векторе и не единственную дополнительную строку в матрице $X(N-1)$ выражения (3.5) уравнений наблюдений (3.7), (3.8), а t соответствующих элементов поскольку в каждом новом наблюдении появляется информация сразу обо всех t состояниях цепи. Однако, обработка по рекуррентной схеме выполняется не сразу для всех t новых элементов, а по каждому (k -ому) из них. С учетом этих обстоятельств и, обозначив искомый вектор \bar{p} как вектор оценок \hat{p}_k , полученный по последнему элементу N -ой выборки, рекуррентные уравнения примут вид:

$$\hat{p}_{k+1} = \hat{p}_k + Q_k \bar{x}_{k+1} (x_{k+1}^T Q_k \bar{x}_{k+1} + 1)^{-1} (y_{k+1} - x_{k+1}^T \hat{p}_k), \quad (3.13)$$

$$Q_{k+1} = Q_k - Q_k \bar{x}_{k+1} (x_{k+1}^T Q_k \bar{x}_{k+1} + 1)^{-1} x_{k+1}^T Q_k, \quad (3.14)$$

где, например, для 1-го состояния:

y_{k+1} - дополнительный $(N+1)$ элемент в векторе $\bar{y}_1(N)$ (см. выражение (3.7));

$\bar{x}_{k+1} = [x_1(N) \ x_2(N) \ \dots \ x_m(N) \ 0 \ 0 \ \dots \ 0]^T$ - дополнительная N -я строка в (3.5), а количество нулей - $((m-1) \times m)$, т.е. $(m-1)$ блок.

На следующей итерации (все той же $(N+1)$ -ой выборки) следует пересчитать оценки (3.13), (3.14) для 2-го состояния аналогично 1-ому, с той лишь разницей, что y_{k+1} - дополнительный $(N+1)$ элемент в векторе $\bar{y}_2(N)$; а в векторе \bar{x}_{k+1} все те же значимые элементы сместятся на один блок вправо, а остальные $(m-1)$ блоки (т.е. 1-й, 3-й, ..., m -й) будут состоять из нулей.

Как в любой итерационной (рекуррентной) процедуре возникает вопрос - какими задать начальные значения. Практика показывает, что процесс сходится из любых начальных значений, но обычно вектор оценок следует задать с минимальными значениями (нулевыми), а дисперсионную матрицу - диагональную с большими значениями элементов на главной диагонали (обычно 1000 бывает достаточно). Однако с учетом вероятностного смысла элементов вектора оценок следует соблюсти условие нормировки, либо задать все начальные вероятности одинаковыми (с учетом выражения (3.11)), что будет соответствовать минимальной информированности или максимальной энтропии.

3.1.2.3. Имитационное моделирование оценивания параметров марковской цепи по наблюдениям

Для иллюстрации возможностей оценивания параметров марковской цепи (МЦ) по наблюдениям было выполнено имитационное моделирование наблюдения за состояниями МЦ с четырьмя состояниями (аналогично представленному на рис. 3.2) и соответствующими четырем укрупненным состояниям ликвидации пожара: открытое горение, тушение, ликвидация последствий и нет пожара.

В качестве моделируемой матрицы вероятностей перехода МЦ за один шаг принята матрица $P = \|p_{ij}\|_{mm}$ размерности (4×4) . Алгоритм имитационных экспериментов для исследования свойств алгоритма, предложенного в предыдущем подразделе приведен на рис. 3.5.

Предметом исследования в имитационных экспериментах, выполненных в среде *MS Excel*, являются следующие вопросы:

Вопрос 1. Работоспособность и скорость работы предложенного алгоритма машинного обучения марковской модели.

Вопрос 2. Как качество (точность) обученной модели зависит от степени зашумленности, неточности измерения вероятностей состояний МЦ.

Вопрос 3. Как значения элементов (вероятностей) матрицы вероятностей перехода P влияют на динамику изменения пошаговых вероятностей состояний МЦ.

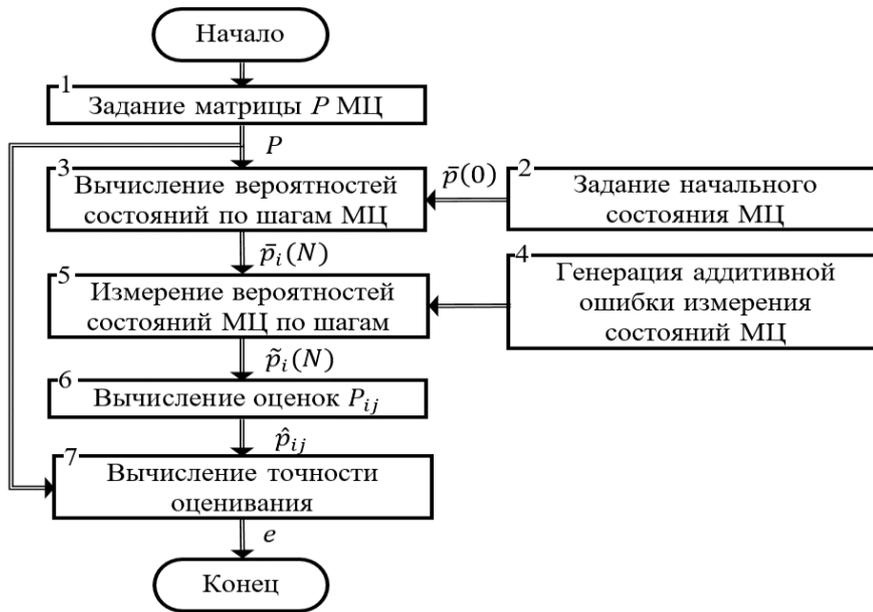


Рисунок 3.5 - Алгоритм имитационных экспериментов для анализа точности машинного обучения марковских моделей

Ответы на эти вопросы получены в результате многократных численных экспериментов по алгоритму, приведенному на рис. 3.5. Приведем их краткое содержание, задаваемые параметры и полученные результаты.

Можно сразу отметить, что, отвечая на *Вопрос 1*, можно констатировать работоспособность и высокую скорость вычисления (единицы секунд на современных персональных компьютерах) алгоритмов машинного обучения марковской модели (цепи).

Для ответа на *Вопрос 2* была сформирована случайным образом (как равномерно распределенные на интервале $[0; 1]$) вероятности перехода в матрице P (*Блок 1*):

$$P = \begin{bmatrix} 0,210 & 0,175 & 0,394 & 0,221 \\ 0,012 & 0,363 & 0,314 & 0,310 \\ 0,164 & 0,362 & 0,106 & 0,368 \\ 0,299 & 0,271 & 0,393 & 0,037 \end{bmatrix}. \quad (3.15)$$

Вектор вероятностей начальных состояний МЦ во всех экспериментах принят (*Блок 2*) следующим: $\bar{p}(0) = [1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$, т.к. аналогичный вид соответствует одной из рассматриваемых далее аппроксимаций процесса ликвидации пожара марковскими цепями.

Вероятности состояний по шагам МЦ вычисляются (*Блок 3*) по формуле (3.2), в результате чего получается последовательность значений векторов $\bar{p}(1), \bar{p}(2), \dots, \bar{p}(N)$. Имитационные эксперименты показали, что достаточным для анализа является продолжительность цепи $N = 100$, а во многих случаях реализация МЦ сходится к установившимся значениям вероятностей состояний ранее чем за 10 шагов.

Для имитации неточности измерения вероятностей состояний МЦ (что в прикладных задачах может быть обусловлено недостаточным объемом выборки наблюдений) была генерирована (*Блок 4*) случайная составляющая ξ , равномерно распределенная на интервале $[-1; 1]$. Эти случайные величины добавлялись (*Блок 5*) на каждом шаге МЦ с весом ν к каждому вычисленному значению вектора, $\tilde{p}(k)$, где k - номер шага МЦ:

$$\tilde{p}_i(k) = (p_i(k) + \nu \xi_i(k)) / \left(\sum_{i=1}^m p_i(k) + \nu \xi_i(k) \right), \quad (3.16)$$

где ν - весовой коэффициент, отражающий долю помехи (ошибки, шума) в измеренном значении

вероятности состояния. В процессе имитационных экспериментов $v \in [0; 5]$, т.е. от измерения без ошибок до ошибок, превышающих фактические значения в 5 раз.

Знаменатель в (3.16) играет роль нормирующего множителя, обеспечивающего равенство единице полной группы событий - пребывание МЦ в одном из m состояний.

В Блоке 6 вычислялись оценки матрицы переходных вероятностей, по которой вычислялись прогнозные значения вероятностей состояний $\check{p}_i(k)$.

В Блоке 7 вычислялись абсолютные значения разностей прогнозных значений $\check{p}_i(k)$ и измеренных $\tilde{p}_i(k)$, на основании чего по всем состояниям МЦ и за все шаги наблюдений вычислялась средняя величина таких отклонений:

$$e = \frac{100}{mN} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^N |\check{p}_i(k) - \tilde{p}_i(k)|, \quad (3.17)$$

где сомножитель 100 переводит среднюю долю в средний процент отклонения. Предельная величина отклонения может составить 100% в том случае, если, например, все $\check{p}_i(k) = 0$, а все $\tilde{p}_i(k) = 1$. В рассматриваемом модельном примере показатель (3.17) рассчитывался для всех $N = 100$ шагов наблюдаемой МЦ с четырьмя состояниями.

В результате варьирования уровня ошибки измерения построена зависимость $e(v)$, график которой приведен на рис. 3.6.

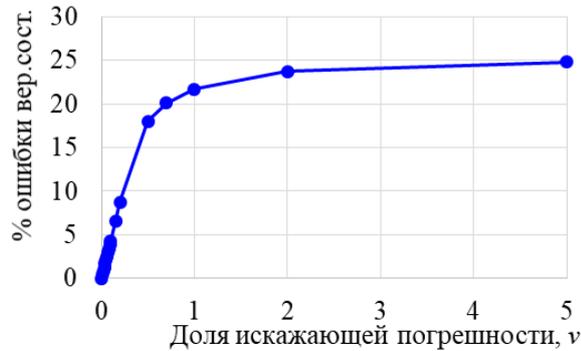


Рисунок 3.6 - Зависимость средней ошибки прогноза от уровня ошибки измерения вероятностей состояний МЦ

Эта зависимость аппроксимирована линейным (для $v \in [0; 0,2]$) и квадратичным уравнениями регрессии (для $v \in [0; 5]$):

$$e = -0,05 + 43,85v, \quad (3.18)$$

$$e = 2,18 + 20,62v - 3,25v^2. \quad (3.19)$$

Коэффициенты детерминации у них соответственно - $R^2 = 0,999$ и $R^2 = 0,896$, что свидетельствует о высокой достоверности зависимостей.

В практических приложениях качество аппроксимации (моделирования) считается [46, 65, 188] приемлемым, если % ошибки прогнозных значений (в нашем случае - % ошибки вероятностей состояния МЦ - $e(v)$), полученных по модели, не превышает 10-12%, что соответствует значению доли искажающей погрешности (v) не более 0,23-0,27, отраженной в зависимости (3.18). Т.е., если уровень ошибки измерений составит 23-27% от фактического значения, то погрешность вычисленных значений предельных состояний МЦ (прогноза) составит 10-12%, и пропорционально меньше при меньших погрешностях. Однако, следует отметить, что даже при доле искажающей аддитивной погрешности, превышающей фактические значения измеряемых вероятностей состояний МЦ в несколько раз (в имитационных экспериментах - до 5), как следует из зависимости (3.19) и графика на рис. 3.6, % ошибки прогнозирования по построенной модели МЦ, не превышает 25%. Это безусловно свидетельствует об эффективности предложенного в предыдущем подразделе алгоритма машинного обучения МЦ.

Процесс сходимости вероятностей состояний МЦ к предельным значениям, полученным по модели, обученной на модельных данных с разным уровнем искажающей ошибки измерения (v), приведен на рис. 3.7.

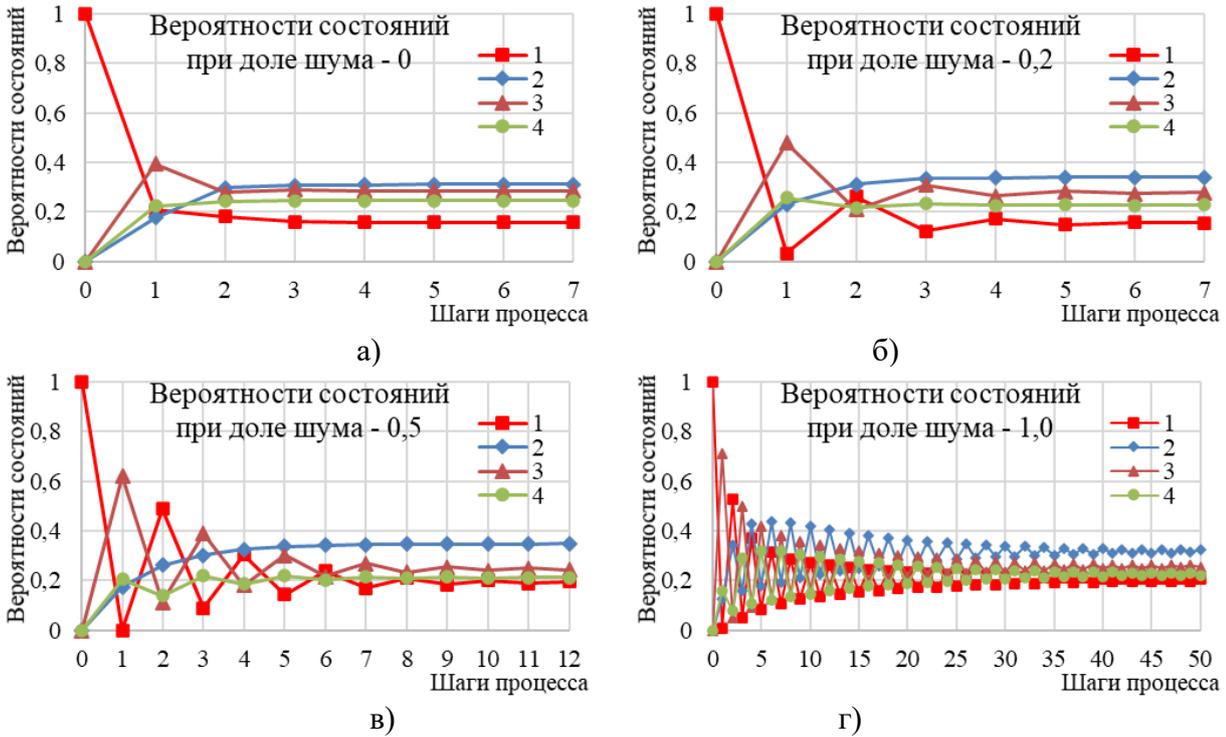


Рисунок 3.7 - Изменение вероятности состояний по шагам МЦ для моделей, построенных по наблюдениям с разной долей погрешности измерений

Из графиков видно, что при увеличении зашумленности измерений процесс сходимости вероятностей состояний МЦ к предельным значениям несколько замедляется (что можно считать платой за «плохие» данные), однако, сами значения предельных вероятностей искажаются незначительно, что, по результатам имитационных экспериментов, показано на рис. 3.8.

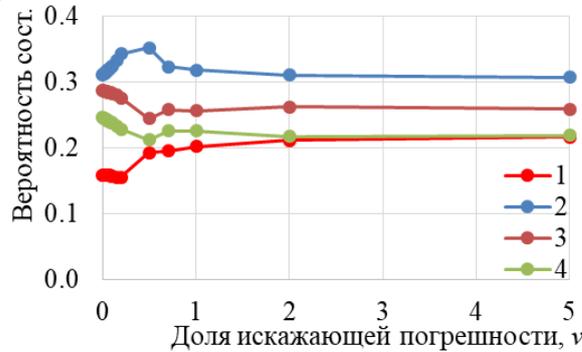


Рисунок 3.8 - Эмпирическая зависимость значений предельных вероятностей от величины погрешности измерений

Для ответа на *Вопрос 3* о влиянии элементов матрицы вероятностей перехода на динамику изменения пошаговых вероятностей состояний МЦ были сформированы матрицы вероятностей перехода с различными значениями условных вероятностей перехода МЦ (в том числе с различным количеством нулевых элементов) и различным их расположением в матрице. В большей степени были проанализированы матрицы перехода с трапецевидным расположением ненулевых элементов, т.е. когда ненулевые элементы расположены на главной диагонали матрицы и в первом наддиагональном слое верхнего треугольника матрицы перехода. Такая структура наиболее характерна для состояний ликвидации пожара, приведенных на рис. 3.2. Две из исследованных структуры матриц перехода следующие:

$$P_1 = \begin{bmatrix} 0,3 & 0,7 & 0 & 0 \\ 0 & 0,1 & 0,9 & 0 \\ 0 & 0 & 0,2 & 0,8 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad P_2 = \begin{bmatrix} 0,9 & 0,1 & 0 & 0 \\ 0 & 0,9 & 0,1 & 0 \\ 0 & 0 & 0,9 & 0,1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.20)$$

Нулевые элементы в нижнем треугольнике матрицы означают, что процесс не может развиваться в обратную сторону (например, после ликвидации последствий вновь случиться свободному горению и т.п.). А нулевые элементы в верхнем треугольнике (над первым слоем над главной диагональю, т.е. во втором и третьем слоях) означают, что процесс не может перескакивать через следующее состояние. Справедливости ради отметим, что в некоторых практических случаях ликвидации пожара процесс может развиваться и в обратную сторону и перескакивать через следующие состояния, но, если учитывать и данные случаи, то принципиально это на результаты исследования не повлияет.

В матрице P_1 малые значения диагональных элементов означают, что процесс в этих состояниях долго не задерживается, а проскакивает их достаточно быстро. Поэтому для таких матриц МЦ достаточно быстро перейдет в устойчивые состояния (к предельным вероятностям). В матрице P_2 напротив - процесс будет долго оставаться в каждом из состояний, т.е. к предельным вероятностям будет сходиться достаточно долго. Это и проиллюстрировано для этих матриц на рис. 3.9.

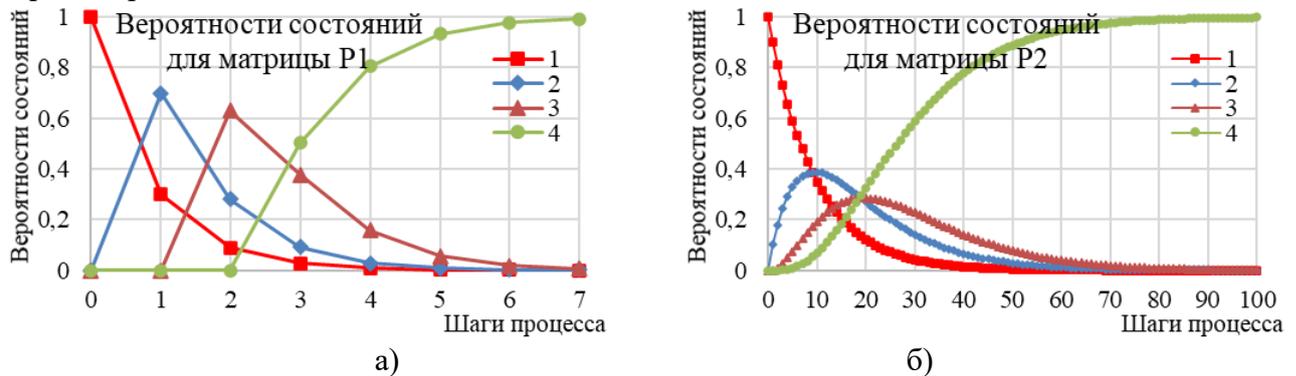


Рисунок 3.9 - Вероятности состояний МЦ для разных значений диагональных элементов матриц вероятностей перехода

Это свойство в дальнейшем позволит интерпретировать выбор шага дискретизации (период наблюдения) МЦ, аппроксимирующей процесс ликвидации пожара.

3.1.2.4. Анализ статистических данных о пожарах в городах субъектов

В данном подразделе рассмотрим технологию применения предложенных в предыдущих подразделах данной главы алгоритмов оценивания матрицы вероятностей перехода МЦ, но только уже по данным пожарной статистики о временных характеристиках реагирования пожарных подразделений на вызовы. Для построения моделей, адекватных тем подразделениям, для которых следует выполнять прогнозирование процессов ликвидации пожаров, необходимо, чтобы статистические данные отражали характеристики реагирования именно этих подразделений. Однако, для иллюстрации технологии применения предлагаемого подхода, в связи с отсутствием данных реагирования по конкретным подразделениям, рассмотрим официальные статистические данные о реагировании в городах субъектов РФ [297]. Алгоритм приведен на рис. 3.10.

Блок 1. Статистические данные о времени реагирования регистрируются в стандартной форме [297], соответствующей приказу [303], аналогичной приведенной в приложении 1, т.е. все 6 показателей реагирования, приведенные на рис. 3.1: $\tau_{\text{сообщ}}$; $\tau_{\text{приб}}$; $\tau_{1\text{ ств}}$; $\tau_{\text{лок}}$; $\tau_{\text{лик.откр}}$; $\tau_{\text{лик.посл}}$. Фрагмент (для городов регионов РФ) приведен в табл. 3.1.

Блок 2. В качестве интегральных показателей ликвидации пожара, в зависимости от решаемой прикладной задачи могут быть, например, продолжительность *свободного горения* ($\tau_{\text{св.гор}} = \tau_{\text{сообщ}} + \tau_{\text{приб}} + \tau_{1\text{ ств}}$); продолжительность *тушения пожара* ($\tau_{\text{туш}} = \tau_{\text{лок}} + \tau_{\text{лик.откр}}$); продолжительность *ликвидации последствий пожара* ($\tau_{\text{лик.посл}}$).

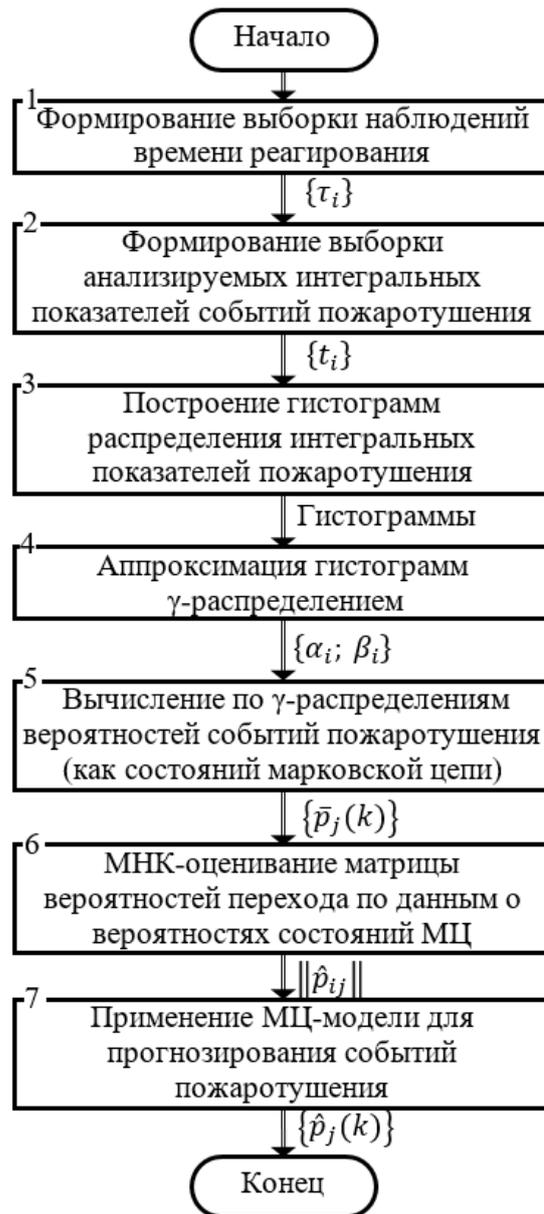


Рисунок 3.10 - Алгоритм обработки пожарной статистики для ее аппроксимации марковской моделью

Однако, для дальнейшего анализа необходимы не продолжительность этих фаз ликвидации пожара, а моменты их окончания, т.е. соответственно: $t_{\text{св.гор}} = \tau_{\text{св.гор}}$; $t_{\text{туш}} = \tau_{\text{св.гор}} + \tau_{\text{туш}}$; $t_{\text{лик.посл}} = \tau_{\text{св.гор}} + \tau_{\text{туш}} + \tau_{\text{лик.посл}}$. Таким образом, три момента времени - $t_{\text{св.гор}}$, $t_{\text{туш}}$, $t_{\text{лик.посл}}$ разбивают ось времени на четыре интервала, соответствующие четырем состояниям ликвидации пожара (соответствующие состояниям марковской цепи): $t \in [0; t_{\text{св.гор}}]$ - состояние свободного горения; $t \in [t_{\text{св.гор}}; t_{\text{туш}}]$ - состояние тушения; $t \in [t_{\text{туш}}; t_{\text{лик.посл}}]$ - состояние ликвидации последствий; $t > t_{\text{лик.посл}}$ - состояние «нет пожара». Фрагмент данных $t_{\text{св.гор}}$, $t_{\text{туш}}$, $t_{\text{лик.посл}}$ приведен в табл. 3.2.

Блок 3. На рис. 3.11 приведены гистограммы моментов окончания трех укрупненных фаз ликвидации пожара.

Блок 4. Аппроксимация гистограмм времени окончания фаз ликвидации пожара функцией плотности γ -распределения выполнена методом моментов - путем приравнивания выборочных моментов (среднего значения и дисперсии) моментам искомого распределения, выраженным (3.21) через его параметры α и β .

Таблица 3.1 - Показатели реагирования пожарных подразделений в городах РФ в 2016 году, минуты

№ субъекта РФ	$\tau_{\text{сообщ}}$	$\tau_{\text{приб}}$	$\tau_{1 \text{ ств}}$	$\tau_{\text{лок}}$	$\tau_{\text{лик.откр}}$	$\tau_{\text{лик.посл}}$
1	1,00	5,56	1,00	5,01	6,68	13,00
2	1,72	5,37	1,08	4,39	4,66	24,7
3	0,87	5,6	1,16	5,64	5,68	22,42
4	0,77	4,33	1,41	4,94	2,59	8,29
5	0,64	7,65	0,37	3,56	4,88	9,86
...
84	1,58	7,02	1,25	15,31	17,53	11,23
85	1,72	8,43	1,16	7,25	7,14	10,75

Таблица 3.2 - Интегральные показатели времени окончания фаз ликвидации пожара в городах РФ в 2016 году, минуты

№ субъекта РФ	$t_{\text{св.гор}}$	$t_{\text{туш}}$	$t_{\text{лик.посл}}$
1	7,56	19,25	32,25
2	8,17	17,22	41,92
3	7,63	18,95	41,37
4	6,51	14,04	22,33
5	8,66	17,1	26,96
...
84	9,85	42,69	53,92
85	11,31	25,7	36,45

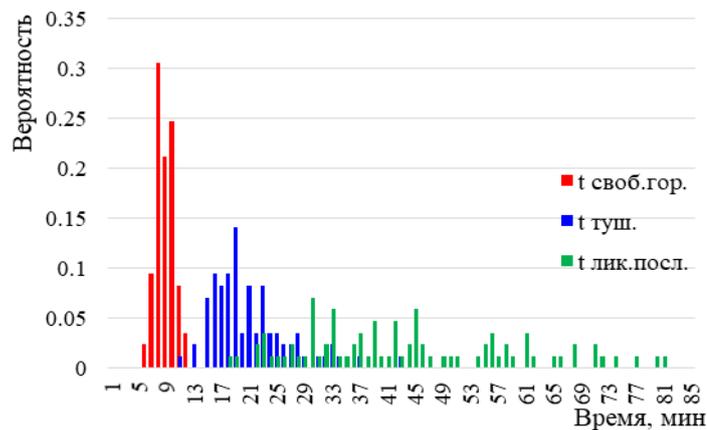


Рисунок 3.11 - Гистограммы моментов времени окончания фаз свободного горения, тушения и ликвидации последствий

$$m_{\gamma} = \alpha\beta; D_{\gamma} = \alpha\beta^2, \quad (3.21)$$

откуда параметры определяются следующим образом:

$$\alpha = \frac{m_{\gamma}^2}{D_{\gamma}}; \quad \beta = \frac{D_{\gamma}}{m_{\gamma}}. \quad (3.22)$$

Выборочные значения и параметры аппроксимации плотностью $f(t)$ вероятностей γ -распределения приведены в табл. 3.3, диаграммы соответствующих плотностей и функций $P(t)$ γ -распределений приведены на рис. 3.12.

Таблица 3.3 - Выборочные моменты и параметры аппроксимирующих плотностей γ -распределений времени окончания фаз развития и тушения пожаров в городах РФ в 2016 году

Выборочные моменты и параметры плотностей γ -распределения	$t_{\text{св.гор}}$	$t_{\text{туш}}$	$t_{\text{лик.посл}}$
Выборочное среднее, мин.	8,42	20,51	43,25
Выборочная дисперсия, мин. ²	1,73	32,86	243,59
Среднеквадратическое отклонение, мин.	1,31	5,73	15,61
Параметр формы, α	41,03	12,80	7,68
Параметр масштаба, β	0,21	1,60	5,63

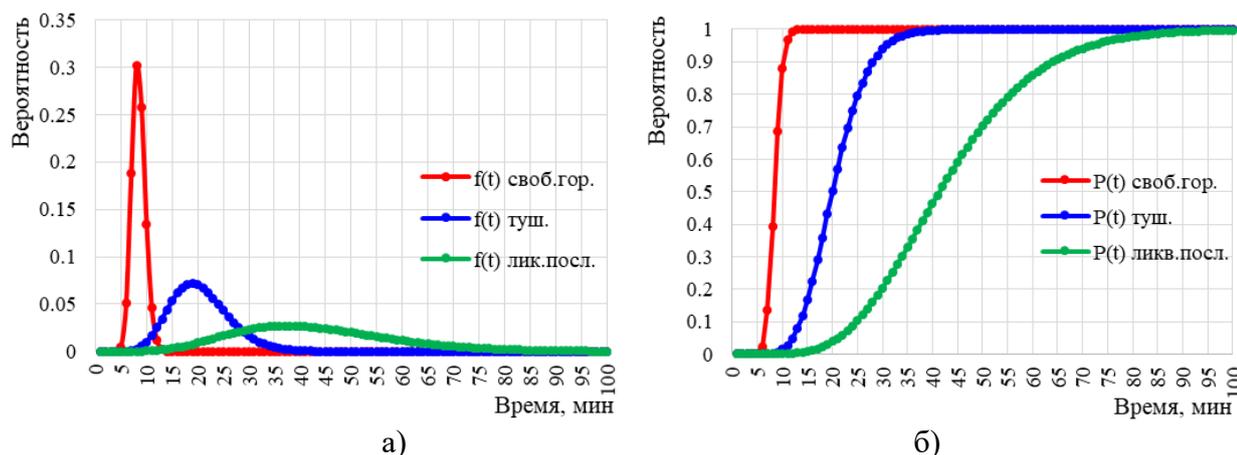


Рисунок 3.12 - Плотности (а) и функции (б) γ -распределений времени окончания фаз свободного горения, тушения и ликвидации последствий

Блок 5. Функции распределения, представленные на рис. 3.12б, отражают вероятности событий окончания соответствующих фаз ликвидации пожара, т.е. факты того, что процесс покинул соответствующие состояния и перешел в какие-то другие состояния. В большинстве практических случаев процесс переходит в следующее состояние, т.е. после свободного горения - в тушение, после тушения - в ликвидацию последствий, после которой в состояние «нет пожара». Отметим, что важно для аппроксимации процесса марковской цепью, следующее:

- процесс всегда *начинается со свободного горения* и находится в нем пока не наступит момент времени $t_{\text{св.гор}}$;
- после наступления момента времени $t_{\text{лик.посл}}$ процесс переходит в последнее (поглощающее) четвертое состояние «нет пожара» и его уже не покидает.

Таким образом, на основании данных функции распределения (рис. 3.12б) в произвольный (текущий) момент времени t (или его дискретный аналог N) вероятности пребывания процесса в том или ином состоянии, как элементы вектора текущего состояния процесса $\vec{p}(N)$ определяются следующим образом:

$$\left. \begin{aligned} p_1(N) &= P(t < t_{\text{св.гор}}) = 1 - P_{\text{св.гор}}(N) \\ p_2(N) &= P(t_{\text{св.гор}} < t < t_{\text{туш}}) = P_{\text{св.гор}}(N) (1 - P_{\text{туш}}(N)) \\ p_3(N) &= P(t_{\text{туш}} < t < t_{\text{лик.посл}}) = P_{\text{туш}}(N) (1 - P_{\text{лик.посл}}(N)) \\ p_4(N) &= P(t > t_{\text{лик.посл}}) = P_{\text{лик.посл}}(N) \end{aligned} \right\} \quad (3.23)$$

Эти значения являются исходными данными (наблюдениями, измерениями) для оценивания элементов матрицы вероятностей перехода марковской цепи (см. рис.3.4 и формулы (3.12) - (3.14)). Графики зависимостей (3.23) приведены на рис. 3.13.

Блок 6. Оценивание матриц вероятностей перехода по наблюдениям $\vec{p}(N)$ выполнены по алгоритму (3.12) - (3.14).

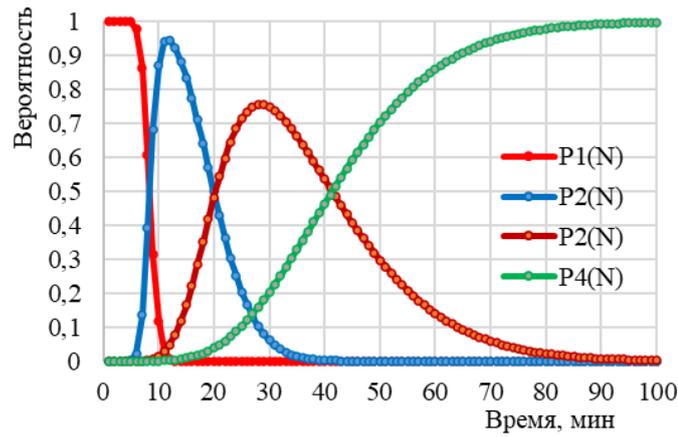


Рисунок 3.13 - Вероятности состояний процесса ликвидации пожара, построенные по данным эмпирических наблюдений времени реагирования подразделений

Следует отметить, что наблюдения $\bar{p}(N)$ являются теми исходными данными, которые используются для построения марковской модели развития процесса ликвидации пожара. γ -распределение является *непрерывной аппроксимацией*, поэтому шаг дискретизации марковской цепи, аппроксимирующей дискретные моменты времени мониторинга и принятия решений при ликвидации пожара, может быть разным. В модельных расчетах шаг мониторинга процесса был выбран продолжительностью в 1 минуту. Однако в силу непрерывности γ -распределения интервал наблюдения (и принятия решений) может быть, как меньше, так и больше одной минуты. В модельных расчетах рассмотрены дискретные интервалы в 1, 3, 5, 10 минут и для них построены соответствующие матрицы вероятностей перехода.

Чем длиннее шаг дискретизации, тем марковский процесс более динамично развивается (изменяется) от шага к шагу, поэтому с увеличением интервала наблюдения (при неизменных γ -распределениях) вероятности главной диагонали все больше отличаются от единицы. Для значений шага марковской цепи в 1, 3, 5, 10 минут получены следующие матрицы вероятностей перехода (нижний индекс означает длину шага цепи):

$$P_1 = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,921 & 0,079 & 0 \\ 0 & 0 & 0,959 & 0,041 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad P_3 = \begin{bmatrix} 0,696 & 0,304 & 0 & 0 \\ 0 & 0,767 & 0,233 & 0 \\ 0 & 0 & 0,875 & 0,125 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

$$P_5 = \begin{bmatrix} 0,539 & 0,461 & 0 & 0 \\ 0 & 0,624 & 0,376 & 0 \\ 0 & 0 & 0,789 & 0,211 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad P_{10} = \begin{bmatrix} 0,141 & 0,859 & 0 & 0 \\ 0 & 0,331 & 0,669 & 0 \\ 0 & 0 & 0,576 & 0,424 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.24)$$

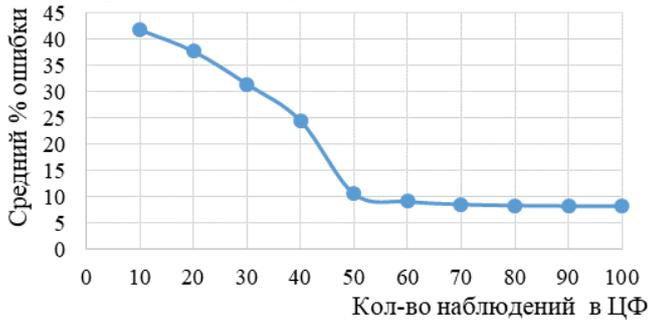
Из полученных результатов видно следующее:

1. Несмотря на то, что алгоритм (3.12) - (3.14) строит оценки всех элементов матрицы вероятностей перехода, итоговая матрица имеет трапецевидную структуру (отличные от нуля только элементы главной диагонали и одного параллельного ей слоя над ней). Это свидетельствует о том, что процесс от шага к шагу может оставаться в том же состоянии или перейти в следующее, но не перешагнуть через него и не вернуться назад.

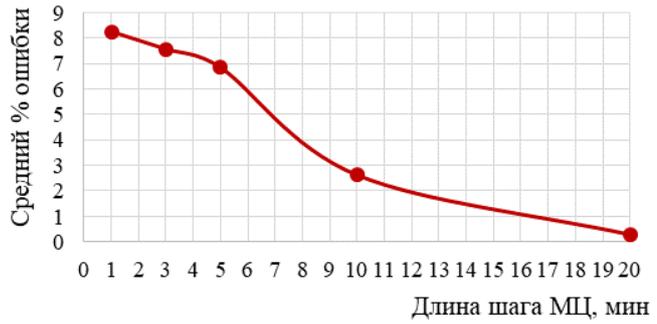
2. Чем больше временная продолжительность шага марковской цепи, тем меньше значения диагональных элементов (вероятностей того, что на следующем шаге процесс останется в том же состоянии). Это свидетельствует о том, что чем реже проводится мониторинг состояния ликвидации пожара, тем больше вероятность, что на следующем шаге процесс будет находиться уже в другом состоянии.

3. Поскольку матрицы (3.24) являются моделями развития процесса ликвидации пожара, желательно знать, насколько адекватно они описывают моделируемый процесс. Результаты двух имитационных экспериментов, как зависимости среднего % ошибки, вычисляемой по формуле

(3.17), приведены на рис. 3.14.



а)

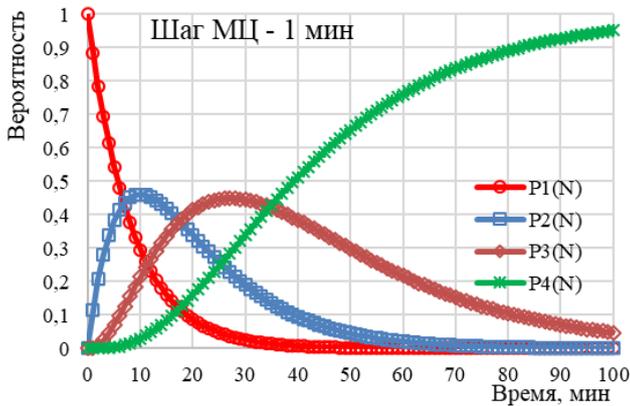


б)

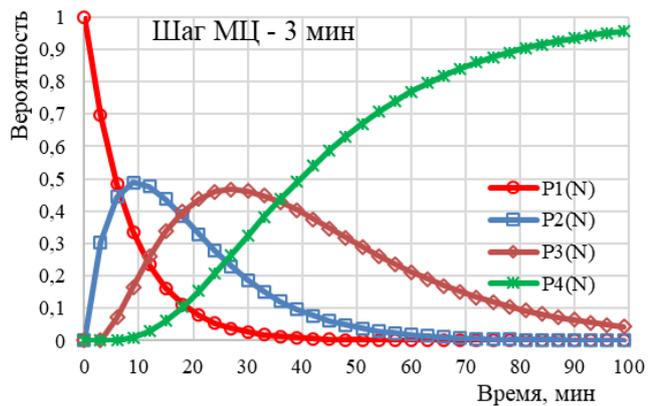
Рисунок 3.14 - Величина среднего процента ошибки в зависимости от количества наблюдений в целевой функции (а) и от длины шага марковской цепи (б)

На основании зависимости 3.14а можно заключить, что при построении модели МЦ достаточно использовать 50-60 шагов наблюдений, поскольку от дальнейшего роста объема выборки точность практически не зависит. Выбор длины шага МЦ определяется несколькими факторами - это не только точностные характеристики модели, но и вопросы выбора рационального периода мониторинга процесса ликвидации пожара и принятия решений по его результатам. Периодичность 1-5 минут, на наш взгляд, являются наиболее предпочтительными, а в этом диапазоне изменение точности модели МЦ не существенно (рис.3.14 б).

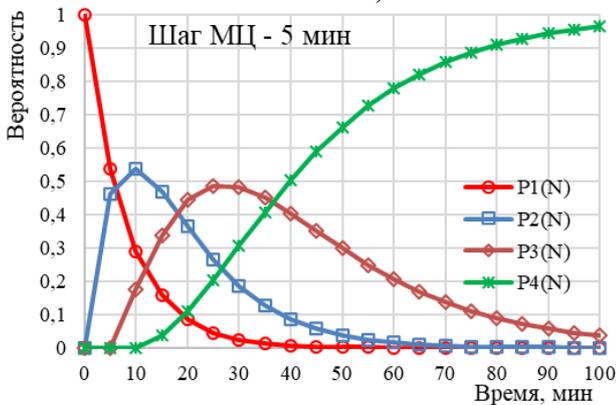
Если по матрицам (3.24) вычислить значения вероятностей пребывания МЦ в каждом из состояний по шагам по формуле (3.2), то получим результаты, приведенные на рис. 3.15.



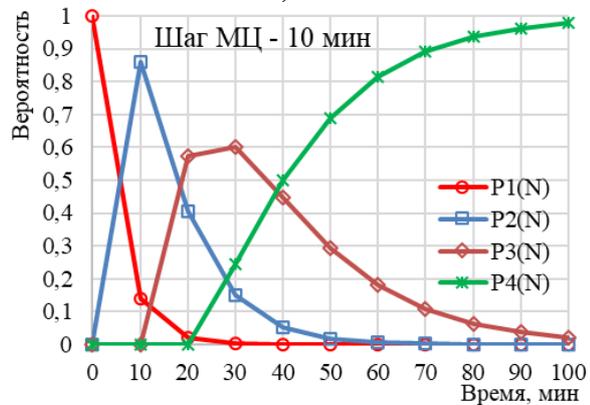
а)



б)



в)



г)

Рисунок 3.15 - Вероятности состояний процесса ликвидации пожара, вычисленные по обученной марковской модели, для различной продолжительности шага цепи

Значения средней прогнозной ошибки (3.17) для матриц (3.24) составили соответственно 8,3%, 7,6%, 6,8%, 2,6% (это эквивалентно по (3.18) аддитивным ошибкам измерения,

составляющим долю от полезного сигнала соответственно - 0,19; 0,17; 0,16; 0,06.) что, по аналогии с коэффициентом детерминации в регрессионном анализе или с доверительной вероятностью в статистических оценках, означает, что полученные оценки описывают процесс с достоверностью 92-97%, что является достаточно высоким уровнем адекватности статистической модели.

Блок 7. Применение построенной по эмпирическим данным матрицы вероятностей перехода для целей прогнозирования развития и окончания процесса ликвидации пожара рассмотрим более подробно в следующем подразделе.

По алгоритму (рис. 3.10) рассмотрена и более тонкая модель процесса ликвидации пожара - со всеми шестью (седьмое - «нет пожара») исходными временными показателями реагирования (см. рис. 3.1). Исходные вероятности состояний, построенные по официальной статистике пожаров в городах регионов в 2016 году, приведены на рис. 3.16 (аналогичные приведенным на рис. 3.15а.

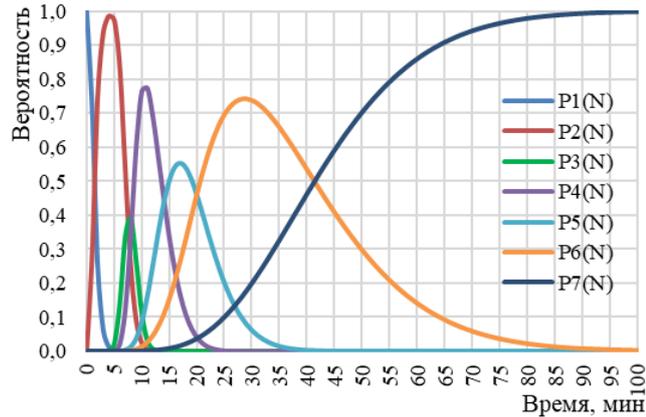


Рисунок 3.16 - Вероятности семи состояний процесса ликвидации пожара, построенные по данным эмпирических наблюдений времени реагирования пожарных подразделений

Построенная по этим данным матрица вероятностей перехода (с шагом МЦ в 1 минуту - P_1) имеет следующий вид:

$$P_1 = \begin{bmatrix} 0,544 & 0,456 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,803 & 0,197 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,560 & 0,440 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,819 & 0,181 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,853 & 0,147 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,957 & 0,043 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.25)$$

3.1.2.5. Прогнозирование показателей процесса ликвидации пожара по марковской модели

Общая схема использования построенной марковской модели для вычисления вероятностно-временных характеристик процесса ликвидации пожара приведена на рис. 3.17.

Марковские модели (3.24), (3.25) и другие аналогичные, построенные для иных (необходимых) размеров шага МЦ, могут быть использованы для прогнозирования вероятностей завершения той или иной фазы ликвидации пожара. Для этого необходимо в формуле (3.2) задать вектор вероятностей начальных состояний $\vec{p}(0)$ и перебирая моменты времени N , найти тот, при котором уровень вероятности будет приемлемым. Найденный таким образом момент времени и будет прогнозным. Именно этот алгоритм и приведен на рис. 3.17. Поясним содержание его блоков.

Блок 1. Приведенная выше (в предыдущих подразделах) технология построения марковских моделей перехода между фазами ликвидации пожара позволяет строить модели для различных групп пожаров, учитывая тонкую специфику (отличительные признаки, факторы и обстоятельства) того или иного пожара.

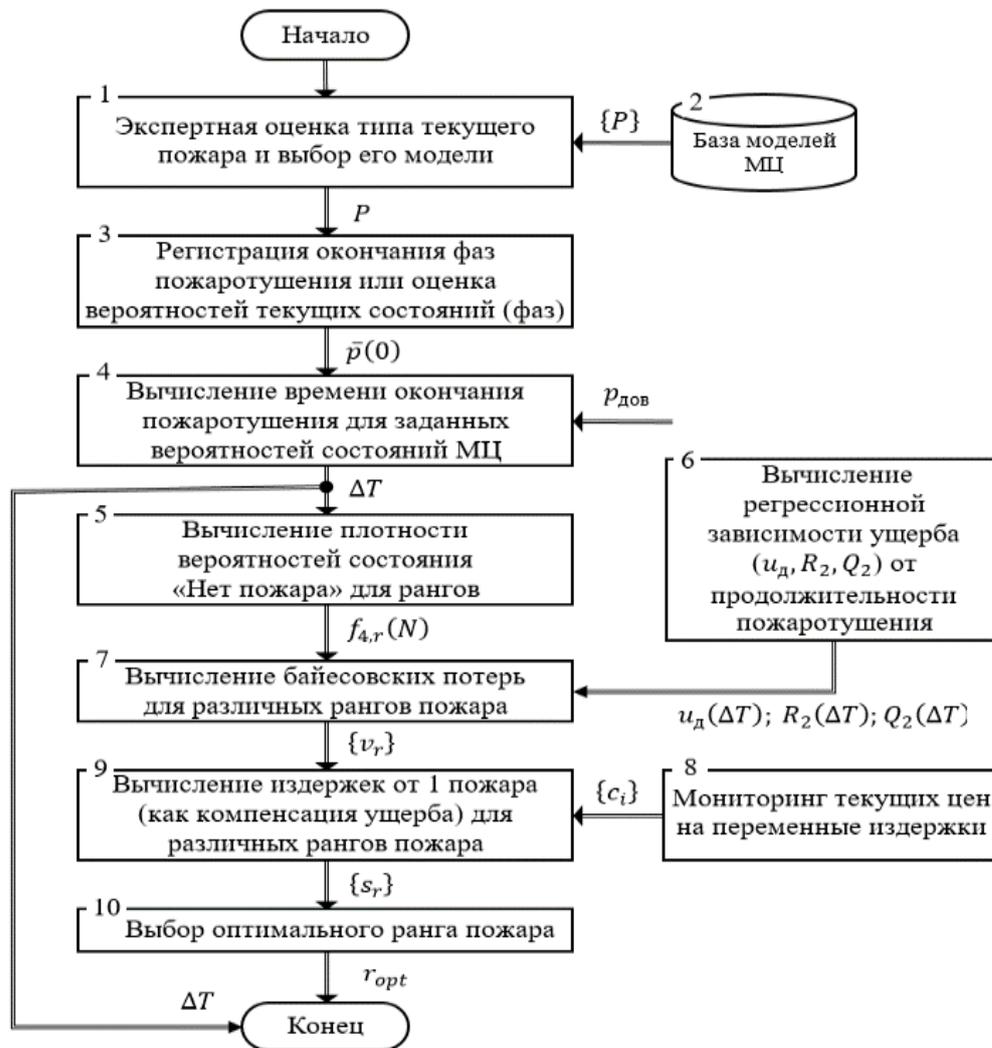


Рисунок 3.17 - Алгоритм применения марковской модели для прогнозирования окончания процесса ликвидации пожара и выбора оптимального ранга

Для этого достаточно лишь разбить исходные статистические данные реагирования по таким группам. Построенная по каждой группе марковская модель (Блок 2) будет обладать высокой степенью адекватности именно данной группе пожаров. Тогда при каждом новом пожаре достаточно будет выполнить классификацию данного случая, отнести его к одной из категорий пожаров, для которых построены модели. И дальнейшие расчеты следует выполнять, используя именно эту модель.

Поскольку основой построения марковских моделей являются данные регистрации временных показателей реагирования, то модели могут быть построены для различных уровней организации - регион, гарнизон, пожарная часть. Либо для различных видов пожара - в многоэтажных зданиях, в малоэтажных зданиях, в частных одноэтажных домах, на предприятиях различных категорий. Кроме того, в статистике могут быть выделены случаи, когда привлекалось то или иное количество пожарной техники (согласно рангам пожаров). И для каждой категории могут быть построены частные марковские модели, на основании которых в дальнейшем может быть построен прогноз, максимально адаптированный для конкретного типа пожара.

Наличие в арсенале системы поддержки принятия решений (СППР) РТП, например, моделей для многоэтажных зданий по рангам 1, 1бис, 2, 3, 4 позволит делать прогнозы окончания процесса ликвидации пожара для каждого из этих рангов.

Блок 3. Во всех расчетах, отображенных на графиках рис. 3.15, предполагалось, что $\bar{p}(0) = [1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$. Это означает, что рассматривается развитие процесса с того момента, когда достоверно известно, что в начале наблюдения за МЦ процесс находился в 1-ом состоянии.

Исходя из этого и вычисляются вероятности того, что процесс на текущий момент времени N находится в том или ином состоянии. В частности, вероятность $P4(N)$ на рис. 3.15 (и $P7(N)$ на рис. 3.16) показывает, с какой вероятностью на шаге N процесс ликвидации пожара завершен (перешел в состояние «нет пожара»). С учетом этого, при заданной доверительной вероятности (например, 0,9), можно определить тот шаг МЦ, на котором процесс ликвидации пожара будет завершен.

Задача прогнозирования момента окончания процесса ликвидации пожара может возникать по мере выполнения боевых действий, например, когда развернут 1-й ствол (т.е. фаза свободного горения завершена и это зафиксировано, *зарегистрировано* в документации) и с этого момента по модели может быть построен прогноз времени завершения процесса ликвидации пожара.

Блок 4. Для вычисления прогноза необходимо задать начальные условия для МЦ в виде следующего вектора $\bar{p}(0) = [0 \ 1 \ 0 \ 0]^T$. На рис. 3.18 приведены прогнозные значения состояний для различных значений вектора вероятностей начальных состояний.

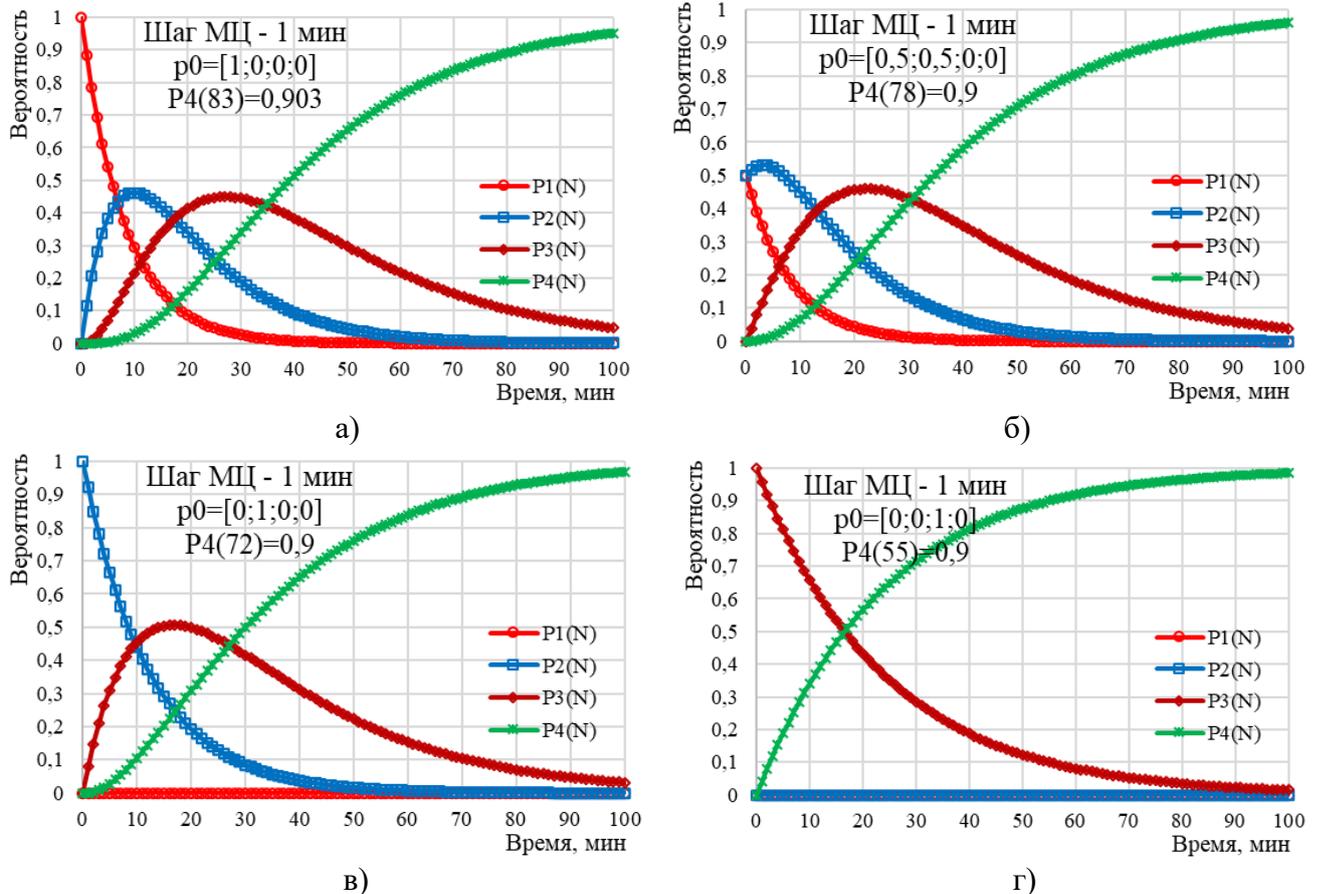


Рисунок 3.18 - Прогнозные вероятности 4-х состояний процесса ликвидации пожара для различных вероятностей начальных состояний МЦ

На рис. 3.18 видно, что по мере развития процесса просчитаны (с шагом МЦ 1 минута) прогнозные продолжительности оставшегося времени (ΔT) до окончания процесса ликвидации пожара (с вероятностью 0,9):

- для ситуации открытого горения (рис. 3.18 а) - $\bar{p}(0) = [1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ - $\Delta T = 83$ мин.;
- для ситуации, когда есть открытое горение и ведется тушение (в равных долях) (рис. 3.18 б) - $\bar{p}(0) = [0,5 \ 0,5 \ 0 \ 0]^T$ - $\Delta T = 78$ мин.;
- для ситуации тушения (рис. 3.18 в) - $\bar{p}(0) = [0 \ 1 \ 0 \ 0]^T$ - $\Delta T = 72$ мин.;
- для ситуации ликвидации последствий (рис. 3.18 г) - $\bar{p}(0) = [0 \ 0 \ 1 \ 0]^T$ - $\Delta T = 55$ мин.

Аналогичные прогнозы можно строить на основании построенной модели и для МЦ с 7-

ю состояниями (3.25). Две ситуации приведены на рис. 3.19.

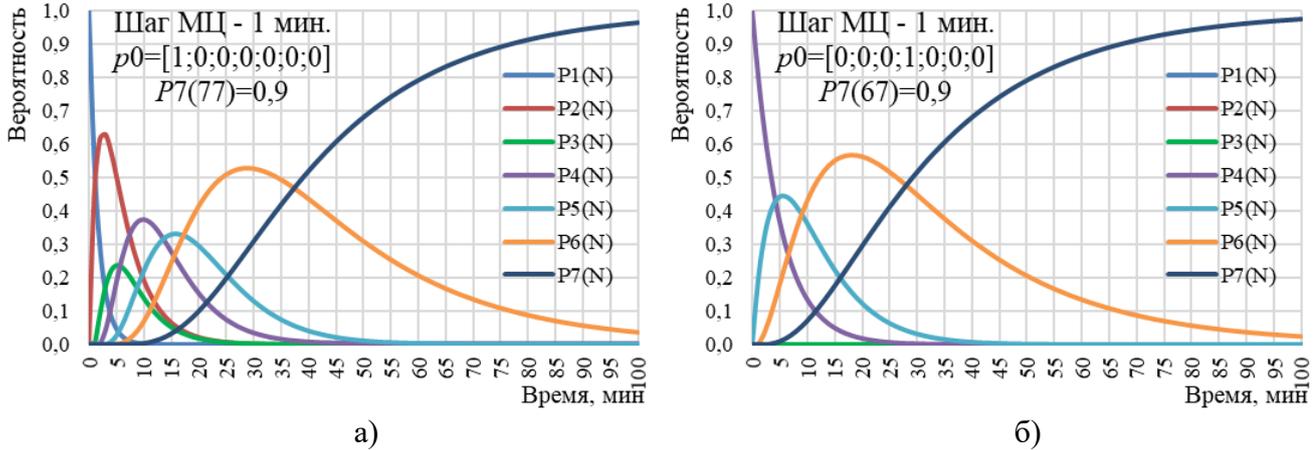


Рисунок 3.19 - Прогнозные вероятности 7-ми состояний процесса ликвидации пожара для различных вероятностей начальных состояний МЦ

Здесь отображены:

- исходной ситуации, когда пожар обнаружен, соответствует вектор вероятностей начальных состояний - $\bar{p}(0) = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$. Изменения вероятностей состояний процесса по шагам наблюдений приведены на рис. 3.18а. Время, когда вероятность состояния «Нет пожара» превысит доверительный уровень 0,9, составит $\Delta T = 77$ мин.;
- для ситуации, когда пожар уже локализован (рис. 3.18б) - $\bar{p}(0) = [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ - $\Delta T = 67$ мин.

Прогнозные значения времени окончания процесса ликвидации пожара могут быть использованы руководителем тушения пожара для принятия оперативных решений, например, об увеличении ранга пожара.

Как видно на рис. 3.17, прогнозируемое время окончания пожара (или аналогично какой-то другой его фазы) может быть «конечным продуктом» использования марковских моделей. Но поскольку время продолжительности ликвидации пожара не является конечным и единственным показателем его эффективности, на основе этих моделей могут быть построены и другие процедуры поддержки выбора решений, в частности, обоснование выбора ранга пожара. Ранг пожара - это один из факторов, влияющих на продолжительность процесса ликвидации пожара, которая, в свою очередь определяет величину ущерба, нанесенного пожаром. Поэтому в блоках 5-10 рис. 3.17 отражена технология обоснования ранга пожара на основе использования марковских моделей. Поясним ее основные элементы.

Блок 5. Рисунки 3.18 и 3.19 иллюстрируют вероятности состояний МЦ для тех или иных значений вектора начальных вероятностей. Эти значения были получены для статистических данных по пожарам в городах 85 субъектов РФ. Т.е. это средние характеристики по множеству городов и регионов. Они были взяты как ориентировочные для иллюстрации прогностических свойств МЦ. Однако, как было отмечено выше, марковские модели могут быть построены для конкретных пожарных подразделений (пожарных частей, гарнизонов и др.) и для различных групп и типов пожаров, отражая более тонкие различия и особенности пожаров. Поскольку подобные статистические данные на момент исследований были недоступны, рассмотрены гипотетические варианты данных, близкие к упомянутым средним данным по регионам. В частности, синтезированы характеристики матриц вероятностей перехода, моделирующие различные ранги тушения пожаров, которые, по логике применения повышенных рангов, должны улучшать характеристики ликвидации пожара, в том числе, сокращая время наступления состояния «нет пожара», т.е. завершения процесса ликвидации пожара.

В предположении, что по соответствующим статистическим данным могут быть построены матрицы вероятностей перехода МЦ, были приняты следующие матрицы вероятностей перехода $P_r(N)$, соответствующие рангам $r = 1, 1 \text{ бис}, 2, 3, 4$:

$$\begin{aligned}
 P_1 &= \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,921 & 0,079 & 0 \\ 0 & 0 & 0,959 & 0,041 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; P_{1\text{бис}} = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,901 & 0,099 & 0 \\ 0 & 0 & 0,949 & 0,051 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \\
 P_2 &= \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,881 & 0,119 & 0 \\ 0 & 0 & 0,938 & 0,062 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; P_3 = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,862 & 0,138 & 0 \\ 0 & 0 & 0,928 & 0,072 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \\
 P_4 &= \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,842 & 0,158 & 0 \\ 0 & 0 & 0,917 & 0,083 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \tag{3.26}
 \end{aligned}$$

По данным матрицам перехода были построены вероятности состояния «нет пожара» $p_{4,r}(N)$, аналогичные $p_4(N)$ на рис. 3.18, по которым построены дискретные аналоги плотности вероятностей $f_{4,r}(N)$:

$$f_{4,r}(N) = \frac{p_{4,r}(N) - p_{4,r}(N-1)}{\Delta t}, \tag{3.27}$$

где Δt - величина шага МЦ (для матриц (3.26) $\Delta t = 1$ мин.); для $f_{4,r}(N)$ должно выполняться условие нормировки:

$$\sum_{N=0}^T f_{4,r}(N) = 1, \tag{3.28}$$

где T - интервал наблюдения (в модельных расчетах $T = 100$ мин.).

Вычисленные значения $f_{4,r}(N)$ представляют собой вероятности того, что МЦ будет в состоянии «нет пожара» в интервале времени от $(N-1)$ до N . Их графики приведены на рис. 3.20, где одновременно отображены функции потерь для трех видов ущерба, как функции времени (см. далее Блок б).

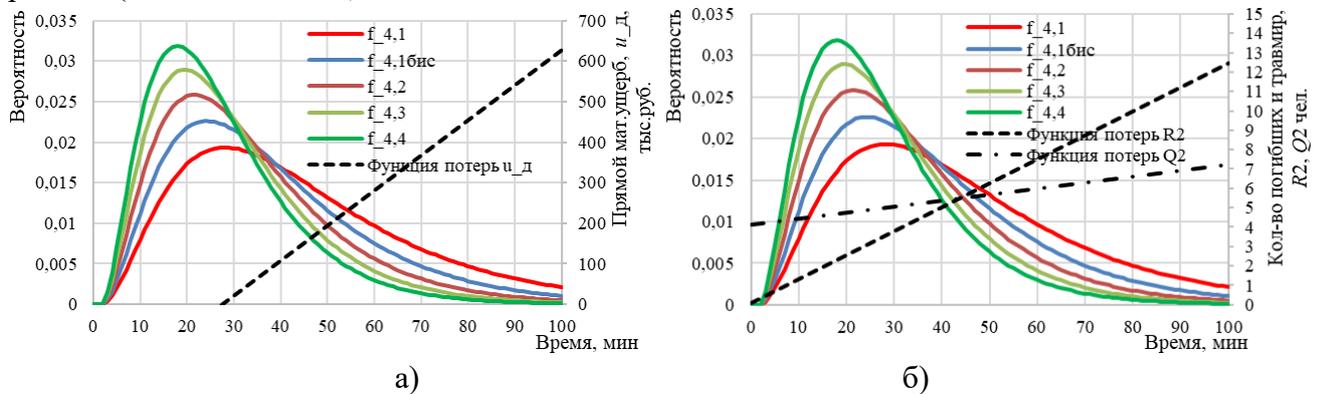


Рисунок 3.20 - Плотности вероятностей состояния «Нет пожара» и функции потерь для трех видов ущерба (u_d, R_2, Q_2)

Блок б. Для выполнения дальнейшего оценивания необходимо выявить зависимость видов ущерба (u_d, R_2, Q_2) от продолжительности пожара. Ранее (в главе 1) были построены разнообразные регрессионные зависимости видов ущерба от продолжительности отдельных фаз пожара, однако, необходимой здесь зависимости от общей продолжительности процесса ликвидации пожара среди них нет, поэтому приведем результаты такого анализа.

Статистические данные из официальных источников [297] и результаты регрессионного анализа приведены в табл. 3.4.

Уравнение парной регрессии эффекта (k -го вида ущерба L_k) от времени окончания процесса ликвидации пожара имеет вид:

$$L_k(\Delta T) = c_0 + c_1 \Delta T. \tag{3.29}$$

Таблица 3.4 - Статистические данные продолжительности пожаров, видов ущерба в городах РФ и соответствующих параметров уравнений регрессии

Год	Продолжительность ликвидации пожара, ΔT , мин.	Ущерб			
		u_d , тыс.руб. на 1 пожар	R_2 , чел. на 100 пожаров	Q_2 , чел. на 100 пожаров	
2011	50,480	202,066	5,912	8,248	
2012	48,350	168,618	5,853	8,423	
2013	44,680	141,212	5,597	8,136	
2014	46,280	189,002	5,540	8,343	
2015	43,630	198,342	5,245	8,196	
2016	43,910	91,983	5,232	8,140	
2017	44,750	124,281	4,836	8,058	
Параметры уравнений парной регрессии		c_0	-239,358	0,078	6,834
		c_1	8,666	0,117	0,030
		R^2	0,281	0,612	0,364

Как и в регрессионных моделях, построенных в главе 1, здесь коэффициент детерминации R^2 имеет наибольшее значение для количества погибших, что обусловлено, на наш взгляд, высокой степенью достоверности измерения данного показателя. Данный показатель для других видов ущерба не велик, что, однако, не исключает возможности использования построенных моделей для прогнозирования.

Блок 7. Построенные уравнения регрессии (3.29) играют роль функции потерь в задачах байесовского оценивания [160]. Эти функции приведены на рис. 3.20. Байесовские (средние) потери для каждого из рангов (r) по множеству моментов окончания процесса ликвидации пожара определяются следующим образом:

$$v_{r,k} = \sum_{N=0}^T f_{4,r}(N) L_k(N). \quad (3.30)$$

Результаты расчетов приведены на рис. 3.21 и в табл. 3.5.

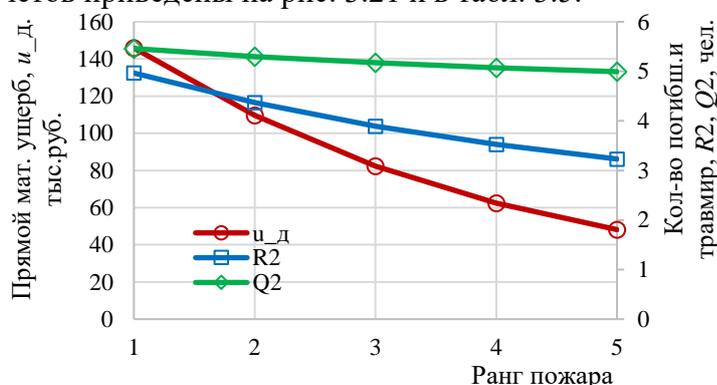


Рисунок 3.21 - Зависимости среднего ущерба от ранга пожара

Таблица 3.5 - Величина возмещаемого ущерба и издержки выезда для рангов пожара

Ущерб	Коэфф.возмещ., w_k , тыс.руб./ед.	Ранг пожара				
		1	1 бис	2	3	4
u_d , тыс.руб. на 1 пожар	1	145,893	109,572	82,260	62,446	48,157
R_2 , чел. на 100 пожаров	1000	4,966	4,372	3,896	3,524	3,232
Q_2 , чел. на 100 пожаров	100	5,460	5,301	5,173	5,072	4,994
Возмещение всего v_r , тыс.руб. на 1 пож. :		201,016	158,594	126,395	102,759	85,467
Издержки s_r , тыс.руб. на 1 пож. :		6,540	19,337	73,283	105,276	127,883
Сумма, тыс.руб. на 1 пож. :		207,556	177,931	199,678	208,034	213,350

Поскольку в соответствии с законодательством РФ все три вида ущерба возмещаются

государством [376], причем, как показано в главе 5, в среднем за одного погибшего выплачивается возмещение (w_k) в 1 млн. руб., а за одного травмированного - 100 тыс. руб., то общий ущерб v_r в стоимостном выражении для различных рангов (приведенный в строке «Возмещение всего» табл. 3.5) вычисляется следующим образом:

$$v_r = \sum_{k=1}^3 v_{r,k} w_k. \quad (3.31)$$

Блок 8. Для текущей корректной оценки переменных (зависящих от количества выездов пожарной техники) издержек необходимо вести мониторинг актуальных цен на расходные материалы. В главе 5 на основании реальных статистических данных выездов нарядов одной из пожарных частей выполнены оценки стоимости расходных материалов (горючее, вода, пена) как переменных затрат (объем которых зависит от количества задействованной пожарной техники). По состоянию на момент исследования (2016-2017 гг.) средние значения (из расчета на один пожар) этих величин были следующими: горючее - 1564,23 руб.; пена - 1591,32 руб.; вода - 70,8 руб. Однако, учитывая инфляцию и неполноту измерений, эти значения следует учитывать с повышающим коэффициентом, т.е. увеличить в 1,5-2 раза.

Блок 9. Для вычисления издержек, связанных с выездом пожарной техники по тому или иному рангу. Для обеспечения высокой степени оперативности реагирования в практике организации работ принято формировать расписание выездов, отражающих количество автотехники, выделяемой по тому или иному рангу пожара. Так в соответствии с приказом [271] по Москве количественное обеспечение рангов пожаров приведено в табл. 3.6 и на рис. 3.22.

По грубым оценкам, принимая во внимание, что каждый автомобиль потребляет равное количество горючего на каждый выезд (в реальной практике конечно эти данные могут быть корректно вычислены по текущей учетной документации), и с учетом повышающего коэффициента 2, были вычислены переменные издержки s_r (на горючее, пену и воду) по рангам выезда (см. строку «Издержки» в табл. 3.5).

Таблица 3.6 - Количество пожарной техники, участвующей в ликвидации пожаров по Москве, в зависимости от ранга пожара

№ п/п	Сокр.	Наименование	Ранг пожара					
			1	1-бис	2	3	4	5
1	АБГ	Автомобиль базы газодымозащитной службы			1	1	1	1
2	АЛ	Автолестница		1	2	3	3	3
3	АН	Автонасос			2	4	6	8
4	АПМ	Автомобиль пожарный многоцелевой			1	1	1	1
5	АС	Автомобиль связи и освещения			1	1	1	1
6	АТ	Автомобиль тыла				1	1	1
7	АЦ	Автоцистерна	2	4	9	14	19	24
8	ВП	Пожарный автомобиль пенного тушения			1	1	1	1
9	ДЗ	Автомобиль газодымозащитной службы		1	2	3	3	3
10	МС	Автомобиль медицинской службы			1	1	1	1
11	СА	Аварийно-спасательный автомобиль			2	2	2	2
Всего:			2	6	22	32	39	46

Блок 10. Издержки, связанные с выездом по тому или иному рангу, и возмещение от ущерба, нанесенного пожаром, выплачиваются «из одного кармана» - государством. Причем с ростом ранга пожара издержки растут, а ущерб снижается в связи с увеличением выделяемых ресурсов.

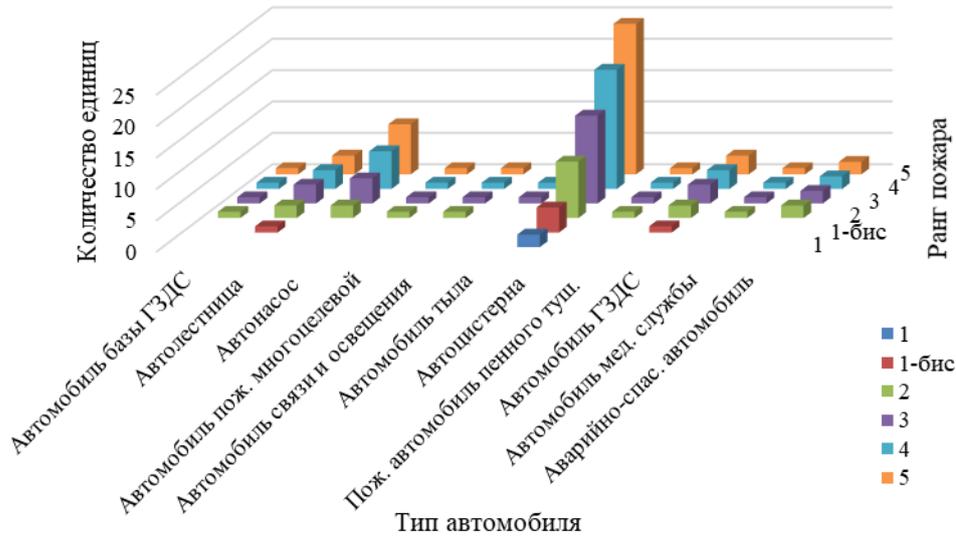


Рисунок 3.22 - Количество единиц пожарной техники, привлекаемой на ликвидацию пожаров в Москве, по рангам пожара

Значит можно предположить, что существует некоторый компромиссный ранг пожара, при котором сумма издержек и возмещаемого ущерба будет минимальной. Последняя строка в табл. 3.5 и отражает эту общую сумму. Результаты показывают, что для рассмотренных исходных данных оптимальным является ранг пожара «1 бис». На рис. 3.23 приведена графическая иллюстрация полученных результатов выбора оптимального ранга по критерию минимизации суммарных затрат. Хотя, конечно, данное решение является дискуссионным, т.к. погибших и пострадавших невозможно измерить лишь стоимостью возмещаемого ущерба.

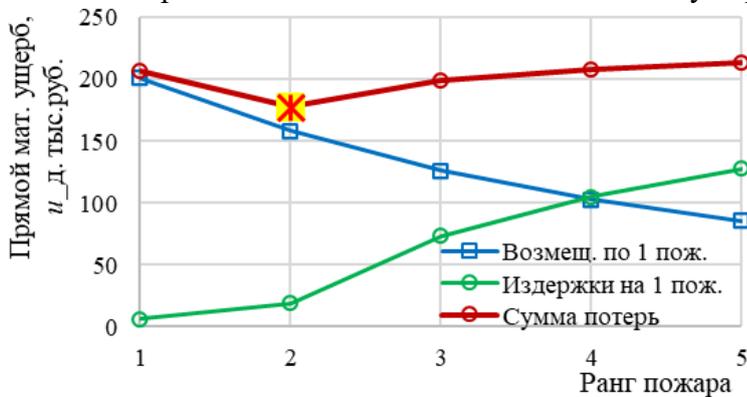


Рисунок 3.23 - Зависимости издержек и возмещения ущерба от ранга пожара

3.1.3. Представление процесса принятия решений на пожаре в виде управляемой марковской цепи

В данном подразделе предложен алгоритм машинного обучения управляемой марковской цепи (УМЦ) на основе аппроксимации решений ЛПР при выборе ранга пожара. Настройка параметров модели происходит на основании данных о ситуациях и решениях, принимаемых в них ЛПР. Такая модель, адаптированная к предпочтениям ЛПР, может настраиваться либо априори, либо в процессе нормального функционирования системы, либо в ходе сеансов тестирования (учений), спланированных специальным образом. По данным имитационного моделирования процесса ликвидации пожара и выбора диспетчером ранга пожара выполнена настройка параметров модели, продемонстрирована работоспособность всех элементов алгоритма и эффективность адаптации.

3.1.3.1. Показатели сложности и ранги пожаров

В практике ликвидации пожаров принято [376] различать пожары по уровню их сложности в соответствии с той или иной классификацией и шкалой сложности. Сочетание оценок сложности пожаров по различным шкалам (вектор показателей) отображается на дискретную скалярную шкалу рангов пожара. Приняты семь рангов: 0, 1, 1-бис, 2, 3, 4, 5. Причем вся линейка рангов применяется лишь в городах федерального значения - в Москве и Санкт-Петербурге. В других городах ранги назначаются, как правило, не выше 3-го. Нулевой ранг - это ложный вызов. Он присваивается на месте вызова в том случае, когда приехавшие спасатели наличие пожара не подтвердили.

Ранги (номер) пожара – это условный признак сложности пожара, как интегральная характеристика, отражающая в обобщенном виде:

- уровень трудностей устранения возгорания;
- количество техники и оборудования;
- численность личного состава, необходимого в расписании выездов для эффективной ликвидации пожара.

В зависимости от ранга пожара на него привлекается тот или иной состав сил и средств для ликвидации пожара. Однако, присвоение ранга пожару происходит в условиях неопределенности - по той информации, которая имеется у диспетчера или руководителя тушения пожара на текущий момент времени. Поэтому, по мере поступления новых сведений о характере горения, наличии людей в зоне пожара, наличии горючих или взрывоопасных веществ, ранг пожара может меняться, что автоматически приводит к выделению дополнительных и/или специальных сил и средств для ликвидации пожара.

По регламенту [376] ранг пожару присваивает дежурный диспетчер гарнизона.

Наиболее распространенным при ликвидации пожаров является первый ранг. По вызову данного типа выезжает наряд минимального состава, как правило, это две автоцистерны (АЦ). Типичными для таких вызовов являются горящие мусорные баки, мусоропроводы в домах, горящая трава и т.п.

Особое место среди простых рангов имеет ранг 1-бис. К нему обычно относят пожары, происходящие ночью, когда сообщение о пожаре поступает с большой задержкой после возгорания (т.к. люди спят), что приводит к большому распространению пожара. По этому рангу привлекаются, как правило 4 АЦ и автолестница.

Ранг пожара отражает, в том числе, предполагаемую продолжительность пожара и потенциальное наличие разнообразных задач (вскрытие, проливы, вентиляция и др.). Ранги со 2-го и выше, как правило, существенно сложнее двух первых и на них привлекается пожарная автотехника в количестве, соответственно, около 20, 30, 40, 50 единиц. Но, в зависимости от специфики пожара, РТП может и не объявлять его ранг, а запрашивать необходимое ему количество автомашин того или иного типа.

Рассмотрим основные шкалы градации сложности пожаров, определенные в Техническом регламенте [376].

По виду горючих материалов. Эта классификация позволяет *определить необходимые виды средств* ликвидации пожара. Различают следующие горючие вещества:

- твердые вещества и материалы (класс А);
- жидкости, плавящиеся твердые вещества и материалы (класс В);
- газы (класс С);
- металлы (класс D);
- вещества и материалы электроустановок, находящихся под напряжением (класс E);
- ядерные материалы, радиоактивные отходы и вещества (класс F).

По разновидностям опасных факторов пожара. Эта классификация *способствует определению средств защиты* (как индивидуальные, так и объектовые), она включает две подгруппы:

- 1) факторы, воздействующие на людей и имущество;

2) сопутствующие (вторичные) проявления опасных факторов.

Рассмотрим каждую из этих подгрупп.

В 1-ой подгруппе выделяют:

- пламя и искры;
- тепловой поток;
- повышенную температуру окружающей среды;
- повышенную концентрацию токсичных продуктов горения и термического

разложения;

- пониженную концентрацию кислорода;
- пониженную видимость в дыму.

Во 2-ой подгруппе выделяют:

- осколки и части разрушающихся объектов, охваченных пожаром;
- токсичные и радиоактивные вещества, высвободившиеся из разрушившихся технологических конструкций;
- высокое напряжение, попавшее, в результате пожара и разрушений, на токопроводящие незащищенные объекты;
- опасные факторы взрывов, произошедших в результате пожара;
- огнетушащие вещества.

Необходимый ранг пожара зависит от многих факторов, в числе которых и текущая *стадия пожара*. Принята следующая классификация [376] стадий пожара:

1. Начальная стадия, на которой горение только начинается, постепенно охватывая всю поверхность горючих объектов (горючей нагрузки). На этой стадии возгорание может быть ликвидировано с помощью огнетушителя.

2. Стадия развития пожара. Она охватывает интервал времени от момента полного охвата пламенем горючих объектов до стандартной скорости их выгорания.

3. Развитая стадия. На ней интенсивность выгорания объектов горения максимальна.

4. Стадия затухания. На ней скорость выгорания снижается до среднеобъемной.

В числе показателей, определяющих необходимый ранг, скоростные характеристики пожара [185], в частности, скорость роста:

- горящих площадей;
- периметра;
- фронта.

Однако, эти показатели затруднительно определить на основании сведений в сообщении о пожаре. они могут быть оценены лишь на месте.

Основной временной характеристикой пожара, также определяющей необходимый ранг пожара, является *продолжительность свободного горения*, т.е. интервал времени от момента загорания до разветывания на месте пожара первого ствола.

К числу измеримых показателей, отражающих состояние пожара и определяющих ранг пожара, относится *площадь горения* или ее относительная характеристика - *коэффициент поверхности горения*.

Необходимый состав пожарной техники определяет и такой показатель как *задымленность*, характеризующаяся плотностью дыма, которая бывает:

- высокая, при плотности горючих веществ - более 1,5 г/м³;
- средняя, при плотности - от 0,6 до 1,5 г/м³;
- низкая - от 0,1 до 0,6 г/м³.

Таким образом, из всех приведенных показателей выделим лишь те, которые могут быть оценены информацией из сообщения о пожаре и по тем экспресс-оценкам, которые возможны при прибытии первого пожарного подразделения на пожар:

- 1) стадия пожара (w_1);
- 2) время свободного горения (w_2);
- 3) площадь горения (w_3);

4) задымленность (w_4).

Конечно, значения этих показателей определяют ранг пожара, но для той или иной категории объектов (отдельные частные дома, многоэтажные здания, здания повышенной этажности и др.). Существуют методики [373], позволяющие по множеству факторов (таких, например, как: площадь пожара; этаж, на котором произошел пожар; присутствие людей на объекте; внутренняя планировка здания; наличие автоматических установок ликвидации пожара; тип междуэтажных перекрытий; наличие систем вентиляции; наличие на объекте легковоспламеняющихся и горючих жидкостей; наличие в здании систем дымоудаления; степень огнестойкости здания; этажность здания и др.) с привлечением инструментария экспертного оценивания на основе аппарата нечетких представлений значений факторов, построить процедуры определения необходимого ранга пожара.

Далее, как и в предыдущих разделах, будем иметь в виду, как правило, пожары в многоэтажных зданиях.

3.1.3.2. Управление рангом вызова на основе использования управляемой марковской цепи

Эффективность ликвидации пожара может также быть повышена за счет применения эффективных алгоритмов управления, в том числе назначения рангов пожара в зависимости от ситуации, например, на основе применения управляемых марковских цепей (*Markov Decision Processes - MDP*). В основе предлагаемого алгоритма адаптации модели к целевым предпочтениям ЛПП лежит решение обратной задачи для управляемой марковской цепи (*Reverse Problem for MDP - RPMDP*). Она заключается в том, чтобы по наблюдениям за эффективными действиями ЛПП вычислить оценку платежной/целевой функции *MDP*. Тогда при решении прямой задачи (*Direct Problem for MDP - DPMDP*) оптимальные управления будут адаптированы к целевым предпочтениям ЛПП.

Марковские модели в управлении ликвидацией пожаров

Управляемые марковские цепи (УМЦ), называемые еще *марковские цепи с платежами* или *марковские цепи с доходами*, являются развитием марковских цепей, к описанию которых добавляется элемент управления - решение ЛПП при нахождении марковской цепи в том или ином состоянии. Решение выбирается из множества альтернатив, каждой из которых соответствуют матрицы вероятностей перехода и платежей за один шаг.

Большую группу составляют частично наблюдаемые *MDP* (*Partially Observable Markov Decision Processes - POMDP*). В них дополнительным элементом, по сравнению с *MDP*, является множество измерений. Этот тип моделей содержит все компоненты, присущие традиционным моделям динамических управляемых систем [20, 47, 220, 236, 336, 337], в состав которых обычно входят уравнения процесса/системы, управления и измерений. Такое представление позволяло решать три основные группы управленческих задач - фильтрации, идентификации и оптимального управления.

При использовании *MDP* в задачах управления ликвидацией пожаров [228] платежные функции (ПФ), как правило, полагаются известными, задаваемыми априори при разработке нормативной документации, системы и/или управляющих алгоритмов. От структуры и параметров ПФ зависит, каким будет конкретное значение оптимального решения. Если ПФ не соответствует иерархии ценностей и системе предпочтений ЛПП (диспетчер гарнизона, РТП и др.), то и найденное решение будет оптимальным относительно конкретной ПФ, но не оптимальным относительно целевых предпочтений ЛПП. Поэтому найденное любым методом оптимальное управляющее воздействие оптимально с точностью до ПФ.

Отличие УМЦ от обычных МЦ заключается в следующем:

1. На каждом (N -ом) шаге процесса перед переходом на следующей ($(N + 1)$ -й) шаг может быть принято одно из множества решений: $k = \overline{1, K}$.

2. Для каждого варианта решения (k) задана своя матрица условных вероятностей перехода за один шаг (МВП): $P^k = \|p_{ij}^k\|_{mm}^K$. Здесь под *условным* имеется в виду следующее: « p_{ij}^k

- это вероятность перехода в состояние j на $(N + 1)$ – ом шаге *при условии, что на N - ом шаге процесс находился в состоянии i , если было принято решение k* ».

3. Для каждого варианта решения (k) кроме МВП задана и *матрица условных платежей* за один шаг (МП): $R^k = \| \| r_{ij}^k \| \|_{mm}^K$, где r_{ij}^k - платеж (или доход) за один шаг при переходе в состояние j на $(N + 1)$ -ом шаге при условии, что на N -ом шаге процесс находился в состоянии i и было принято решение k .

Остальные элементы в УМЦ аналогичны обычным МЦ:

1. Множество состояний процесса $i = \overline{1, m}$.

2. Вектор вероятностей начальных состояний $\bar{p}_0 = \| \| p_i^0 \| \|_m$.

3. Вектор вероятностей предельных состояний $\bar{p}_N = \| \| p_i^N \| \|_m$.

УМЦ (MDP) считается заданной, если известны такие ее элементы, как *множество состояний $i = \overline{1, m}$, вектор вероятностей начальных состояний $\bar{p}_0 = \| \| p_i^0 \| \|_m$, множество решений $k = \overline{1, K}$, матрица условных вероятностей перехода процесса (МЦ) за один шаг $P^k = \| \| p_{ij}^k \| \|_{mm}^K$, матрица условных платежей за один шаг $R^k = \| \| r_{ij}^k \| \|_{mm}^K$.*

Решением прямой задачи для УМЦ является оптимальная стратегия f_{opt} как одна из множества S стратегий (рис. 3.24).

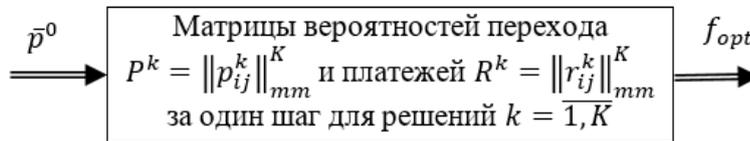


Рисунок 3.24 - Прямая задача выбора решений на основе управляемой марковской цепи

Произвольная стратегия, имеющая индекс $s = \overline{1, S}$ может быть представлена как вектор-столбец вида: $f^s = [k_1^s \ k_2^s \ \dots \ k_m^s]^T$. Здесь T - символ транспонирования. Запись вектор-столбца в виде транспонированной вектор-строки здесь, как ранее и далее, применяется для компактности записи. Оптимальная стратегия обеспечивает максимум накопленных или средних за шаг доходов/платежей.

В структуре стратегии f^s элемент k_i^s - это решение, которое следует принять, согласно s -ой стратегии, если процесс на текущем n -ом шаге находится в состоянии i .

Структура конкретной стратегии, принятой для использования (принятия решений) в текущей реализации УМЦ, позволяет вместо множества матриц P^k и R^k использовать *синтезированные на их основе единственные матрицы P^s и R^s соответственно.*

Таким образом, МЦП является моделью принятия решений, в которой:

- есть что выбирать - решения на каждом шаге;
- есть чем измерить качество выбираемого решения - платежами, накопленными за множество шагов или средние по всем шагам.

В качестве иллюстрации рассмотрим версию принятия одного из двух решений – назначение ранга 1 или 1 бис. Пусть соответствующие им матрицы вероятностей перехода (аналогичные (3.26)), матрицы платежей (имеющих смысл дохода, выигрыша, прибыли) за один шаг и вектор вероятностей начальных состояний имеют вид соответственно:

$$\begin{aligned}
 P_1 &= \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,921 & 0,079 & 0 \\ 0 & 0 & 0,959 & 0,041 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; P_{1\text{бис}} = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,901 & 0,099 & 0 \\ 0 & 0 & 0,949 & 0,051 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \\
 R_1 &= \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 0,75 & 1,50 & 2,25 & 3 \\ 0,50 & 1 & 1,50 & 2 \\ 0,25 & 0,50 & 0,75 & 1 \end{bmatrix}; R_{1\text{бис}} = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 5 & 7 \\ 0,75 & 2,25 & 3,75 & 5,25 \\ 0,50 & 1,50 & 2,50 & 3,50 \\ 0,25 & 0,75 & 1,25 & 1,75 \end{bmatrix}; \bar{p}_0 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}.
 \end{aligned} \tag{3.32}$$

3.1.3.3. Алгоритм поиска оптимальной стратегии управляемой марковской цепи

Существует [228] три варианта решения задачи:

- 1) путем полного перебора стратегий f ;
- 2) с помощью сокращенного перебора вариантов стратегий (алгоритм Р. Ховарда [403]) состоящего в постепенном улучшении элементов вектора стратегий f ;
- 3) путем представления задачи в виде задачи динамического программирования [365].

Поскольку размерность марковской цепи в рассматриваемых приложениях не более 7 (например, по количеству вариантов решений), а количество шагов может быть произвольным, то представляется целесообразным использовать алгоритмически простой и наглядный метод полного перебора стратегий.

Решение будем искать в классе *стационарных стратегий*, т.е. таких векторов $f = [k_1 \ k_2 \ \dots \ k_m]^T$, которые остаются неизменными на протяжении всего процесса.

Рассмотрим, как можно построить целевую функцию.

Конкурирующие стратегии сравниваются между собой по величине *среднего платежа за один шаг* при большом количестве шагов ($N \rightarrow \infty$).

Определим средний платеж v^s для s -ой стратегии $f^s = [k_1^s \ k_2^s \ \dots \ k_m^s]^T$ за один шаг в установившемся режиме, где $s = \overline{1, S}$, S - полное количество возможных стратегий.

Для s -ой стратегии из множества матриц P^k можно составить одну рабочую P^s и аналогично из матриц R^k составить одну рабочую матрицу платежей R^s .

Технология составления P^s и R^s состоит в том, что значения элементов стратегии $f^s = [k_1^s \ k_2^s \ \dots \ k_m^s]^T$ являются ключом для отбора строк из матриц P^k и R^k . Так первая строка в P^s переносится из первой строки матрицы $P^{k_1^s}$, вторая - из второй строки матрицы $P^{k_2^s}$ и т.д. Аналогично конструируется и матрица R^s .

Так, на примере (3.32) для стратегии $f^s = [1 \ 2 \ 2 \ 1]^T$ матрицы P^s и R^s будут следующими:

$$P^s = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,901 & 0,099 & 0 \\ 0 & 0 & 0,949 & 0,051 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; R^s = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 0,75 & 2,25 & 3,75 & 5,25 \\ 0,50 & 1,50 & 2,50 & 3,50 \\ 0,25 & 0,50 & 0,75 & 1 \end{bmatrix}; \quad (3.33)$$

Таким образом, задача с K матрицами P^k и K матрицами R^k свелась к задаче с единственной матрицей P^s и единственной матрицей R^s , которые уже не зависят от решения k .

Средний платеж за один шаг *при условии*, что процесс находился в i -ом состоянии определится обычным усреднением:

$$r_i^s = \sum_{j=1}^m p_{ij}^s r_{ij}^s.$$

Для вычисления *безусловного среднего платежа* необходимо определить вектор предельных вероятностей состояний $\bar{p}^{Ns} = [p_1^{Ns} \ p_2^{Ns} \ \dots \ p_m^{Ns}]^T$ (т.е. в установившемся режиме при $N \rightarrow \infty$), где верхний индекс отражает и то обстоятельство, что вектор предельных вероятностей состояний зависит и от стратегии s , т.к. вычисляется по матрице вероятностей перехода P^s . Тогда средний платеж за один шаг v^s для фиксированной стационарной стратегии s в установившемся режиме определится следующим образом:

$$v^s = \sum_{i=1}^m p_i^{Ns} r_i^s = \sum_{i=1}^m p_i^{Ns} \sum_{j=1}^m p_{ij}^s r_{ij}^s = (\bar{p}^{Ns})^T \bar{r}^s. \quad (3.34)$$

Здесь v^s имеет смысл *целевой функции* (ЦФ) при выборе оптимальной стратегии s^* . В векторном представлении целевой функции: $\bar{p}^{Ns} = [p_1^{Ns} \ p_2^{Ns} \ \dots \ p_m^{Ns}]^T$ - вектор предельных вероятностей; $\bar{r}^s = [(\bar{p}_1^s)^T \bar{r}_1^s \ (\bar{p}_2^s)^T \bar{r}_2^s \ \dots \ (\bar{p}_m^s)^T \bar{r}_m^s]^T$ - вектор средних платежей за один шаг; $(\bar{p}_i^s)^T$ - i -ая строка матрицы вероятностей перехода за один шаг; $(\bar{r}_i^s)^T$ - i -ая строка матрицы платежей за один шаг.

Тогда задача выбора оптимальной стратегии примет вид:

$$s^* = \arg \max_{s \in \{1, S\}} v^s = \arg \max_{s \in \{1, S\}} (\bar{p}^{Ns})^T \bar{r}^s. \quad (3.35)$$

Здесь неизвестным остается вектор \bar{p}^{Ns} . Из теории марковских процессов [32] известно, что в установившемся режиме справедливо следующее матричное уравнение:

$$(P^s)^T \bar{p}^{Ns} = \bar{p}^{Ns}, \quad (3.36)$$

где должно выполняться условие нормировки:

$$\sum_{i=1}^m p_i^{Ns} = 1. \quad (3.37)$$

Решение системы уравнений (3.36) и (3.37) позволяет получить значения координат вектора \bar{p}^{Ns} . Тогда в задаче (3.35) все элементы известны за исключением искомого аргумента s .

Поиск оптимального решения УМЦ *методом полного перебора стратегий* состоит из следующих этапов (рис. 3.25):

1. Сформировать множество стратегий $s \in \{1, S\}$.
2. Для очередной стратегии s сформировать матрицы P^s и R^s .
3. Вычислить вектор вероятностей состояний в установившемся режиме \bar{p}^{Ns} , решив систему уравнений (3.36) и (3.37).
4. Вычислить средний платеж за один шаг v^s по формуле (3.34).
5. Выбрать оптимальную стратегию по формуле (3.35), сравнив значения v^s для всех стратегий.

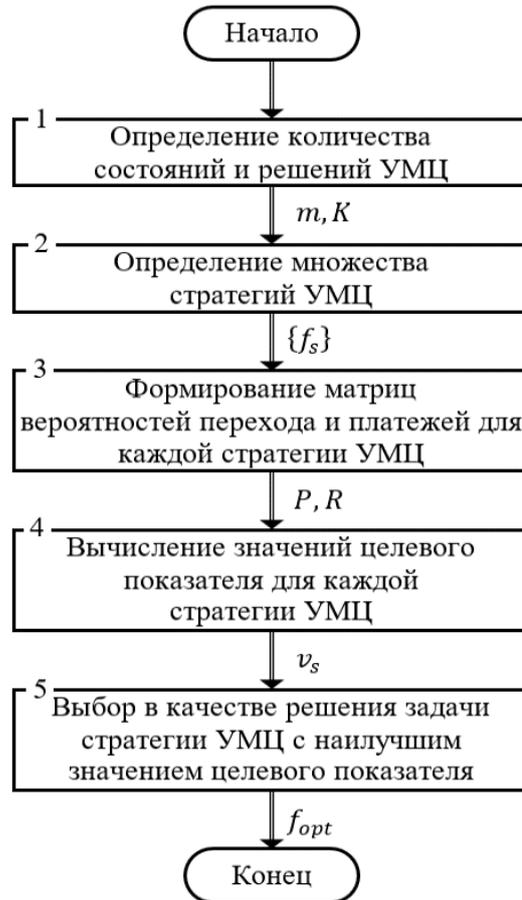


Рисунок 3.25 - Алгоритм решения УМЦ полным перебором стратегий

3.1.5. Алгоритм формализованного накопления опыта управления ликвидацией пожаров путем решения обратной задачи для управляемой марковской цепи

Рассмотрим, какие данные входят в состав наблюдений и что необходимо найти в результате решения УМЦ (*Reverse Problem for Markov Decision Processes - RPMDP*).

3.1.5.1. Исходные данные, необходимые для решения обратной задачи (накопления знаний путем машинного обучения модели)

Алгоритм решения обратной задачи для УМЦ заключается в *восстановлении матрицы обобщенных платежей*, отражающих предпочтения ЛПР, по статистическим данным наблюдений (состояний и принятых по ним решений).

Следует отметить, что в данной постановке неизвестными остаются и матрицы вероятностей перехода, без которых невозможно решить прямую задачу выбора оптимального решения на основе УМЦ. Однако, данную проблему можно решить как обычную задачу статистического оценивания вероятностей перехода, поскольку состояния УМЦ на каждом шаге известны.

При решении обратной задачи предполагается, что:

- наблюдениям доступно множество реализаций, в каждой q -ой из которых ($q \in \{1; Q\}$) ЛПР придерживается одной определенной стратегии;
- на каждом n -ом ($n \in \{1; N\}$) шаге УМЦ для измерений доступны состояния цепи $i_n(q) \in \{1; m\}$ и решения $k_n(q) \in \{1; K\}$;
- по окончании реализации измеряется значение платежа $V(q)$, полученного за все шаги данной q -ой реализации.

При решении обратной задачи будем считать, что случайные процессы i_n, k_n, V наблюдаемы [20, 47, 220, 236, 336, 337], т.е. измеримы без ошибок (помех).

Структура данных в реализациях, получаемых в результате наблюдений, приведена в табл. 3.7.

Таблица 3.7 - Структура данных реализаций УМЦ

Номер реализации и УМЦ, q	Состояние, $i_n(q)$ ----- Решение, $k_n(q)$	Номер шага, n				Итоговые потери, $V(q)$	Стратегия, $f^s(q)$
		1	2	...	N		
1	$i_n(1)$	2	2	...	1	$V(1)$	$f^s(1)$
	$k_n(1)$	1	1	...	2		
2	$i_n(2)$	2	1	...	1	$V(2)$	$f^s(2)$
	$k_n(2)$	2	2	...	1		
...
		
Q	$i_n(Q)$	1	1	...	2	$V(Q)$	$f^s(Q)$
	$k_n(Q)$	2	1	...	1		

В контексте рассматриваемой задачи состоянием является уровень сложности пожара, а решением – присваиваемый ему ранг. Платежом для каждой реализации УМЦ может служить величина ущерба. Таким образом, *одним наблюдением, учитываемым в алгоритме решения обратной задачи, является одна реализация, т.е. совокупность чередующихся состояний, принятых решений и итоговых платежей по реализации*. При этом индексом q будем обозначать одно такое q -ое наблюдение.

Результатом решения обратной задачи УМЦ (*RPMDP*) являются те элементы, которые необходимы для решения прямой задачи (*DPMDP*), т.е. матрицы вероятностей перехода и платежей.

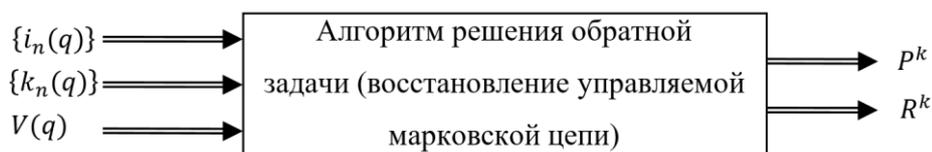


Рисунок 3.26 - Обратная задача выбора решений на основе УМЦ

3.1.5.2. Алгоритм машинного обучения

Блок-схема алгоритма машинного обучения УМЦ приведена на рис. 3.27.

Укрупненно алгоритм решения $RPMDP$ может быть представлен тремя следующими этапами.

Этап 1. По каждой реализации выявляется та чистая стратегия f^s , которой придерживался ЛПР (разметка массива данных - блок 3 на рис. 3.27). Полное множество стратегий, например, для УМЦ (3.32), приведено в табл. 3.8.

По каждой q -ой реализации оцениваются частоты принятия того или иного решения k_i при том или ином состоянии i (блок 2 на рис. 3.27). Затем по частотам определяется наиболее близкая (наиболее вероятная) стратегия, которая и ставится в соответствие данной n -ой реализации. Заметим, что возможна и постановка задачи, в которой каждой реализации ставится в соответствие смешанная стратегия (как вектор вероятностей применения чистых стратегий - в интерпретации матричной теории игр [280]), однако, здесь каждой реализации будем ставить в соответствие одну из чистых стратегий $f^s(q)$.

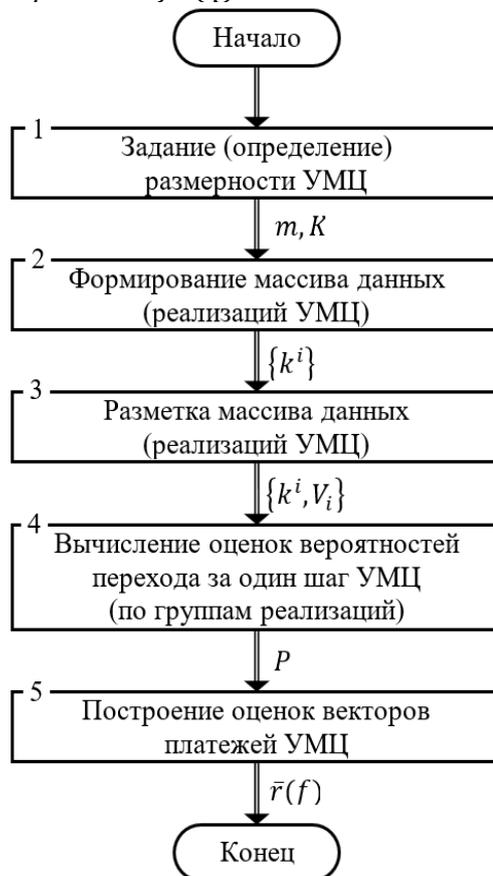


Рисунок 3.27 - Алгоритм машинного обучения УМЦ (решения обратной задачи)

Таблица 3.8 - Все стратегии УМЦ (3.32)

k_i^s	f^s															
	f^1	f^2	f^3	f^4	f^5	f^6	f^7	f^8	f^9	f^{10}	f^{11}	f^{12}	f^{13}	f^{14}	f^{15}	f^{16}
k_1^s	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2
k_2^s	1	1	1	1	2	2	2	2	1	1	1	1	2	2	2	2
k_3^s	1	1	2	2	1	1	2	2	1	1	2	2	1	1	2	2
k_4^s	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2

Чистую стратегию, в общем виде (например, для УМЦ (3.32)), можно записать следующим

образом (здесь индекс-номер стратегии и номер реализации опущены):

$$f = [k_1 \ k_2 \ k_3 \ k_4]^T, \quad (3.38)$$

где k_i - решение, принятое ЛПР при соответствующем значении i -го состояния ($i \in \{1; 2; 3; 4\}$; $k_i \in \{1; 2\}$).

Оценить для каждой реализации стратегию f - это значит определить принятые ЛПР решения k_1, k_2, k_3, k_4 . Для этого по каждой q -ой реализации определяется n^i : количество n^1 шагов, для которых состояние $i = 1$; количество n^2 шагов, для которых состояние $i = 2$; и т.д. количество n^m шагов, для которых состояние $i = m$. Затем среди каждой группы шагов n^i следует оценить n_k^i : количество шагов n_1^i , для которых было принято решение $k = 1$; количество шагов n_2^i , для которых было принято решение $k = 2$; и т.д. количество шагов n_K^i , для которых было принято решение $k = K$. Тогда элементы вектора стратегий f в (3.32) могут быть определены следующим образом:

$$k_i = \arg \max_k n_k^i. \quad (3.39)$$

После оценивания стратегий f и разбиения реализаций на множества, соответствующие каждое своей стратегии, дальнейший анализ следует проводить для каждого из них отдельно. Общее количество стратегий (а значит и максимальное количество множеств реализаций) определится как m^K . При появлении всякой новой реализации следует вычислить соответствующую ей стратегию по (3.38), (3.39) и включить в соответствующее множество.

Этап 2. По каждому множеству реализаций следует оценить элементы K матриц вероятностей перехода. Для произвольной стратегии $f = [k_1 \ k_2 \ \dots \ k_m]^T$ составную матрицу вероятностей перехода $P(f)$, аналогичную (3.33), можно представить в следующем виде:

$$P(f) = \begin{bmatrix} p_{11}^{k_1} & p_{12}^{k_1} & \dots & p_{1m}^{k_1} \\ p_{21}^{k_2} & p_{22}^{k_2} & \dots & p_{2m}^{k_2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{m1}^{k_m} & p_{m2}^{k_m} & \dots & p_{mm}^{k_m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\bar{p}_1^{k_1})^T \\ (\bar{p}_2^{k_2})^T \\ \dots \\ (\bar{p}_m^{k_m})^T \end{bmatrix}, \quad (3.40)$$

где:

$$\bar{p}_i^{k_i} = [p_{i1}^{k_i} \ p_{i2}^{k_i} \ \dots \ p_{im}^{k_i}]^T. \quad (3.41)$$

Для отдельных стратегий, например, f^6 и f^{12} (см. табл. 3.8), матрицы будут состоять из соответствующих строк матриц (3.32) и иметь вид:

$$P(f^6) = \begin{bmatrix} p_{11}^{k_1} & p_{12}^{k_1} & p_{13}^{k_1} & p_{14}^{k_1} \\ p_{21}^{k_2} & p_{22}^{k_2} & p_{23}^{k_2} & p_{24}^{k_2} \\ p_{31}^{k_1} & p_{32}^{k_1} & p_{33}^{k_1} & p_{34}^{k_1} \\ p_{41}^{k_2} & p_{42}^{k_2} & p_{43}^{k_2} & p_{44}^{k_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,901 & 0,099 & 0 \\ 0 & 0 & 0,959 & 0,041 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad (3.42)$$

$$P(f^{12}) = \begin{bmatrix} p_{11}^{k_2} & p_{12}^{k_2} & p_{13}^{k_2} & p_{14}^{k_2} \\ p_{21}^{k_1} & p_{22}^{k_1} & p_{23}^{k_1} & p_{24}^{k_1} \\ p_{31}^{k_2} & p_{32}^{k_2} & p_{33}^{k_2} & p_{34}^{k_2} \\ p_{41}^{k_2} & p_{42}^{k_2} & p_{43}^{k_2} & p_{44}^{k_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,921 & 0,079 & 0 \\ 0 & 0 & 0,949 & 0,051 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.43)$$

Для каждого множества реализаций необходимо построить оценки $\hat{p}_{ij}^{k_i}$ как частоту перехода из состояния i в состояние j при условии, что было принято решение k_i :

$$\hat{p}_{ij}^{k_i} = \frac{n_{kj}^i}{n^i}. \quad (3.44)$$

Несмотря на большое количество искоемых оценок вероятностей перехода для всех стратегий (для задачи (3.32) их 256), их элементы повторяются в различных матрицах $P(f^s)$. Так в задаче (3.32) таких независимых элементов - 32. Поскольку в разных множествах количество элементов n^i будет различным, то и точность вычисления оценок будет различной. Для повышения точности оценок подмножества, относящиеся к разным стратегиям, могут быть

объединены, что увеличит объем выборок:

$$n^i = \sum_{s=1}^S n^i(s); \quad n_k^i = \sum_{s=1}^S n_k^i(s). \quad (3.45)$$

Таким образом, обрабатывая статистические данные о состояниях и принятых ЛПР решениях с помощью (3.44), (3.45), будут получены оценки элементов матриц вероятностей перехода УМЦ для различных решений, а значит и для различных стратегий принятия решений.

Этап 3. На данном этапе выполняется основной элемент обратной задачи (блок 5 на рис. 3.27) - вычисляются оценки элементов платежной функции, которая представлена в УМЦ матрицами платежей за один шаг R^S .

Вектор накопленных за N шагов платежей: $\bar{V} = [V_1 \ V_2 \ \dots \ V_m]^T$, где V_i - накопленный платеж при условии, что реализация УМЦ началась в состоянии i .

Рассмотрим как связаны платежи с другими элементами УМЦ. Аналогично матрице вероятностей перехода (3.40) представим матрицу платежей в следующем виде:

$$R(f) = \begin{bmatrix} r_{11}^{k_1} & r_{12}^{k_1} & \dots & r_{1m}^{k_1} \\ r_{21}^{k_2} & r_{22}^{k_2} & \dots & r_{2m}^{k_2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{m1}^{k_m} & r_{m2}^{k_m} & \dots & r_{mm}^{k_m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\bar{r}_1^{k_1})^T \\ (\bar{r}_2^{k_2})^T \\ \dots \\ (\bar{r}_m^{k_m})^T \end{bmatrix}, \quad (3.46)$$

где:

$$\bar{r}_i^{k_i} = [r_{i1}^{k_i} \ r_{i2}^{k_i} \ \dots \ r_{im}^{k_i}]^T. \quad (3.47)$$

Учитывая векторное представление матриц вероятностей перехода (3.40) и платежей (3.46), вектор средних платежей за один шаг можно представить в таком виде:

$$\bar{r}(f) = \begin{bmatrix} (\bar{r}_1^{k_1})^T \bar{p}_1^{k_1} \\ (\bar{r}_2^{k_2})^T \bar{p}_2^{k_2} \\ \dots \\ (\bar{r}_m^{k_m})^T \bar{p}_m^{k_m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1^{k_1} \\ r_2^{k_2} \\ \dots \\ r_m^{k_m} \end{bmatrix}, \quad (3.48)$$

где $r_i^{k_i}$ - средняя величина за один шаг при условии, что УМЦ находится в состоянии i .

Вектор средних накопленных за N шагов платежей может быть определен следующим образом:

$$\bar{V} = \sum_{n=1}^N P^n(f) \bar{r}(f). \quad (3.49)$$

Это детерминированное уравнение отражает взаимосвязь всех основных элементов УМЦ - матриц вероятностей перехода и платежей (для некоторой стратегии принятия решений) со средними накопленными платежами.

Несмотря на то, что в (3.49) платежи участвуют в свернутом виде (вместо матрицы $R(f)$ используется лишь $\bar{r}(f)$), как следует из (3.35), для решения прямой задачи УМЦ вектора $\bar{r}(f)$ достаточно поскольку для любой стратегии $f^S = [k_1 \ k_2 \ \dots \ k_i \ \dots \ k_m]^T$:

$$r_i^{k_i} = \sum_{j=1}^m p_{ij}^{k_i} r_{ij}^{k_i}. \quad (3.50)$$

Каждая реализация УМЦ содержит, кроме регулярной составляющей, представленной (3.49), некоторую случайную (аддитивную) составляющую, поэтому уравнение измерений для каждой наблюдаемой q -ой реализации можно представить в следующем виде:

$$\bar{V}_q = \sum_{n=1}^N P_q^n(f_q) \bar{r}(f_q) + \bar{\varepsilon}_q, \quad (3.51)$$

где $\bar{\varepsilon}_q = [\varepsilon_{q1} \ \varepsilon_{q2} \ \dots \ \varepsilon_{qm}]^T$ - вектор невязок (ошибок) измерения; $q = \overline{1, Q}$, где Q - количество реализаций в группе, соответствующей стратегии f_q . Поскольку рассматривается лишь одна

группа реализаций, аргумент f_q далее опустим. Матрицу P_q^n будем рассматривать как вектор, состоящий из векторов (см. (3.40)).

Построение оценок платежей заключается в том, чтобы по наблюдаемым параметрам (оценкам) матриц условного перехода и по платежам в каждом наблюдении (реализации) вычислить оценки вектора платежей r_i^s . Для этого используется метод наименьших квадратов, рекуррентная форма которого [20, 47, 220, 236, 336, 337], связывающая предыдущие (q -е) оценки наблюдений с текущими ($(q+1)$ -ми), имеет следующий вид:

$$\hat{r}_{q+1} = \hat{r}_q + Q_q P_q [P_q^T Q_q P_q + 1]^{-1} [v_{q+1} - P_q^T \hat{r}_q], \quad (3.52)$$

$$Q_{q+1} = Q_q - Q_q P_q [P_q^T Q_q P_q + 1]^{-1} P_q^T Q_q, \quad (3.53)$$

где: $Q_q = (P_q^T P_q)^{-1}$; v_{q+1} - платеж в $(q+1)$ -м наблюдении; P_q - матрицы перехода, полученные на фазе 2 в q -м наблюдении.

Для рекуррентных уравнений оценивания *шагом наблюдения* является реализация *MDP*, а шаг *MDP* - это один шаг марковской цепи в рамках конкретной реализации.

С появлением каждой новой q -ой реализации оценки вектора платежей рекуррентно уточняются. В этом и заключается формализация положительного опыта ЛПР с помощью *MDP*. Т.е. текущие предпочтения ЛПР аппроксимируются *марковской цепью принятия решений*.

Алгоритм рекуррентного оценивания не только снимает априорную неопределенность, но позволяет адаптироваться и к дрейфу платежей, целей и предпочтений ЛПР, корректируя стратегии на основе векторов платежей, построенных по текущим наблюдениям за действиями ЛПР. Общая схема применения машиннообучаемых моделей УМЦ приведена на рис. 3.28, где сплошной жирной линией обозначен контур традиционного принятия решений, пунктирной жирной линией - контур использования машиннообученной модели для поддержки принятия решений, а все остальные элементы отражают контур обучения модели (УМЦ).

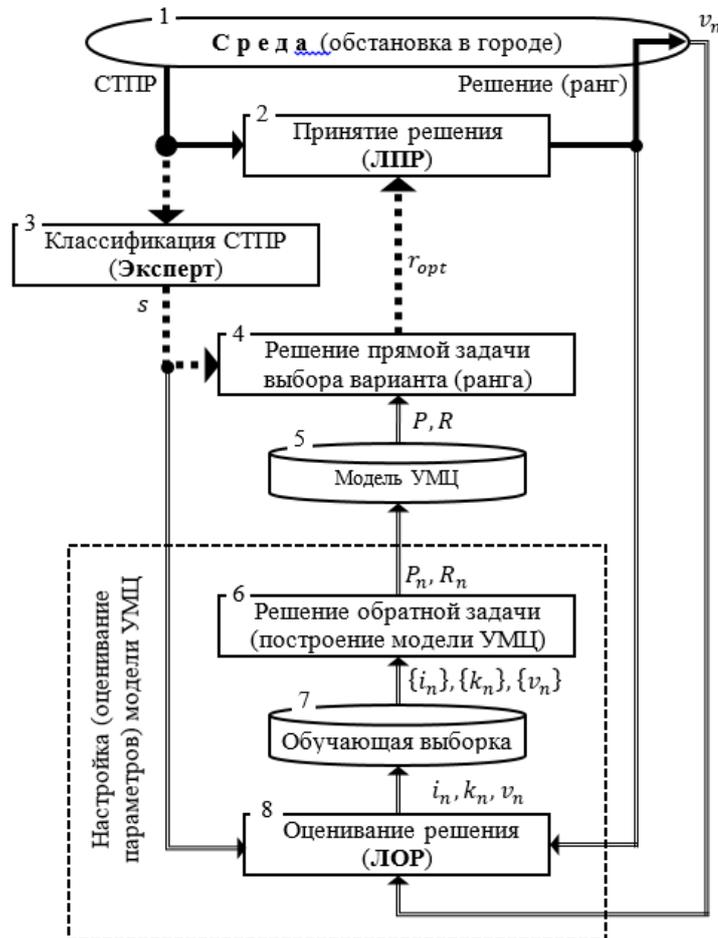


Рисунок 3.28 - Общая схема применения машиннообучаемых моделей УМЦ

На рис. 3.28, кроме традиционного присутствия человека в контуре управления в виде ЛПР, присутствуют еще две функциональные единицы, требующие человеческого участия - это *эксперт*, оценивающий и классифицирующий возникшую ситуацию (СТПР), а также *лицо, оценивающее решение* (ЛОР), основная функция которого - оценивать решение по шкале хорошее - плохое. Хорошие решения (по результатам их реализации и полученных показателей ущерба) помещаются в базу обучающей выборки и могут быть использованы для рекуррентного дообучения модели УМЦ, а решения, признанные плохими (неэффективными) не участвуют в обучении модели. В машинном обучении [139] эта процедура называется *разметкой выборки*.

Применительно к управлению ликвидацией пожаров все три функции (ЛПР, эксперт, ЛОР) может объединять в себе один человек (например, диспетчер гарнизона или РТП), но эти функции могут быть и разделены, так роль ЛОР может выполнять коллегиальный орган, оценивающий очередной пожар на этапе разбора пожара. Он же может выступать и в качестве эксперта, классифицирующего случившийся конкретный пожар.

3.1.5.3. Модельный пример

Для проверки работоспособности и эффективности предложенной схемы решения обратной задачи, являющейся ядром адаптивной процедуры управления мобильным роботом, был проведен имитационный эксперимент. Исходные данные генерировались случайным образом. Один из вариантов параметров моделируемого *MDP* представлен в табл. 3.9.

Таблица 3.9 - Параметры моделируемой УМЦ.

Решения k	Состояния i	Вероятности перехода за 1 шаг p_{ij}		Платежи за 1 шаг r_{ij}	
		$j=1$	$j=2$	$j=1$	$j=2$
		1	1	0,05	0,95
	2	0,19	0,81	44	31
2	1	0,27	0,73	25	23
	2	0,48	0,52	93	45

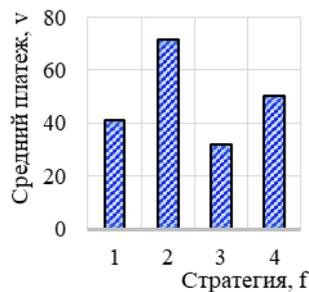


Рисунок 3.27 – Средние платежи для стратегий УМЦ

Решение прямой задачи методом полного перебора стратегий показало, что оптимальной является 2-я стратегия: $f^2 = [1 \ 2]^T$. Согласно ее логике, при первом состоянии процесса следует выбирать первое решение, а при втором - второе. В этом случае средний платеж за один шаг в установившемся режиме процесса составит 71 единицу. Это решение, следуя терминологии теории игр, соответствует чистой стратегии ЛПР. В реальной действительности ЛПР принимает во внимание, как правило, не единственный, а множество целевых показателей. При этом он не «чувствует» единственную оптимальную по многим критериям стратегию, поэтому может использовать для управления свою субъективно оптимальную смешанную стратегию.

Для решения обратной задачи было смитировано 100 реализаций по 30 точек в каждой, т.е. моделируемый ЛПР 30 раз принимал решения по возникающим значениям текущих состояний в каждой из реализаций. На протяжении каждой реализации применялась одна из четырех чистых

стратегий. Эти данные были обработаны в соответствии с тремя этапами приведенного выше алгоритма решения обратной задачи.

На этапе 1 по статистике принятых решений были абсолютно точно идентифицированы применяемые чистые стратегии ЛПП. Это обусловлено тем, что в данном исследовании рассматривался полностью наблюдаемый *MDP* (УМЦ).

На этапе 2 были вычислены последовательно уточняемые оценки матриц вероятностей перехода за один шаг. При этом каждая из 100 реализаций в итерационном процессе уточнения оценок использовалась как очередное наблюдение. На рис. 3.28а приведены пошаговые изменения оценок 4-х вероятностей (всего в матрицах - 8 вероятностей, но 4 из них независимые, а остальные 4 - вычисляются как дополнение до единицы).

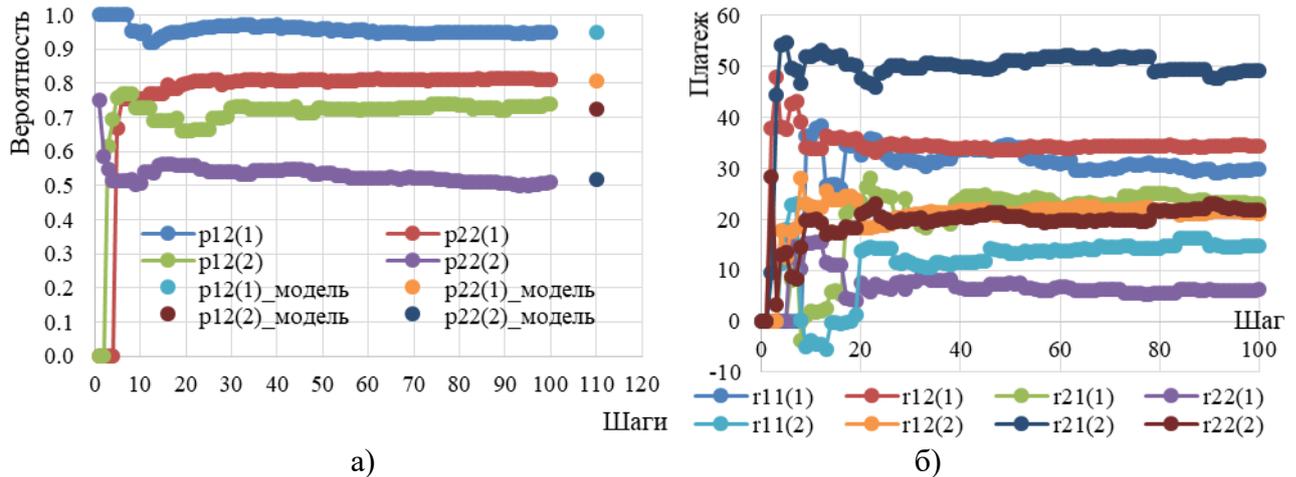


Рисунок 3.28 Сходимость оценок вероятностей и платежей УМЦ

Отдельно стоящими маркерами на рис. 3.28б показаны моделируемые значения вероятностей (приведенные в табл. 3.9).

На этапе 3 с использованием вычисленных на каждом шаге наблюдений (т.е. по каждой новой реализации) и платежа, соответствующего выполненной реализации, в соответствии с рекуррентными соотношениями вычисляются оценки r_i^k элементов свернутых в векторы матриц платежей. Как и оценок вероятностей, их достаточно иметь (для рассматриваемых размерностей) всего четыре. Графики сходимости этих оценок приведены на рис. 3.29. А на рис. 4 приведены решения прямой задачи *MDP* по данным пошаговых оценок. Из рис. 4 видно, что по решениям процесс адаптации сходится быстро.

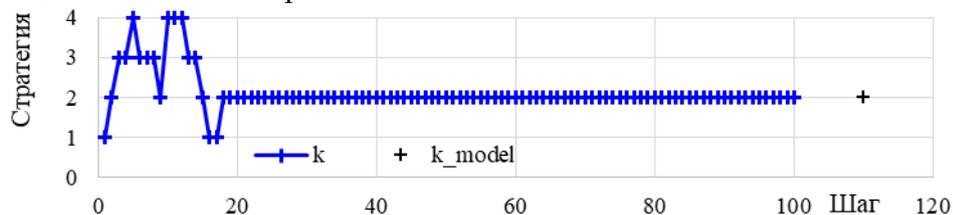


Рисунок 3.29 - Сходимость решений УМЦ по оценкам параметров

3.2. Управление ликвидацией пожаров с использованием игровых моделей

Как отмечалось в [293-295], значительная доля пожаров происходит в зданиях. Так, например, в 2002 г. в России в зданиях произошло 86,2 % пожаров, при которых погибло 95,6 % людей, ставших жертвами пожаров, а прямой материальный ущерб от пожаров составил 85,5 % от общей суммы прямого материального ущерба.

Поскольку ликвидация пожара - это взаимодействие двух противоборствующих сторон - огнеборцев (сил и средств) и природной стихии, то вполне закономерно представлять эту борьбу в виде игровых моделей [372], как правило, моделей игр с природой, где природа выступает в

роли пассивной стороны. По представлениям А. Эйнштейна, *бог (природа) хитер, но не злонамерен*. Однако, в рамках игр с природой [75, 207] существует ряд постановок задачи выбора оптимальных решений, отличающихся степенью информированности ЛПР о состояниях природы и позицией ЛПР (от крайнего пессимизма до крайнего оптимизма). Приведем кратко особенности и отличия в основных постановках таких задач.

3.2.1. Типовые варианты игр с природой

В играх с природой структура платежей полагается известной и представимой в нормальной (матричной или табличной) форме, называемой *платежной матрицей* или *таблицей платежей* [207, 383]:

$$A = \|a_{ij}\|_{mn} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1j} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2j} & \dots & a_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{i1} & a_{i2} & \dots & a_{ij} & \dots & a_{in} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mj} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix}. \quad (3.54)$$

Таблица 3.10 - Платежная таблица игры с природой

		Состояния природы					
		s_1	s_2	...	s_j	...	s_n
Варианты решений	d_1	a_{11}	a_{12}	...	a_{1j}	...	a_{1n}
	d_2	a_{21}	a_{22}	...	a_{2j}	...	a_{2n}

	d_i	a_{i1}	a_{i2}	...	a_{ij}	...	a_{in}

	d_m	a_{m1}	a_{m2}	...	a_{mj}	...	a_{mn}

В табл. 3.10 s_j - это j -ое состояние природы; d_i - это i -й вариант решения; a_{ij} - это платеж, получаемый ЛПР (оперирующей стороной) в том случае, если принято (выбрано) решение d_i , а состояние природы при реализации этого решения будет s_j . Для определенности будем считать, что элементы платежной матрицы *имеют смысл выигрыша* (прибыли, дохода, полезности и т.п.), *а не проигрыша* (ущерба, убытков и т.п.). Такая предпосылка не имеет принципиального значения, т.к. при ее нарушении достаточно изменить знак элементов a_{ij} на противоположенный и все алгоритмы выбора решений сохранятся теми же.

Игры с природой относят к задачам принятия решений (выбора варианта) в условиях риска и неопределенности [75, 207]. В практике выбора оптимальных решений для таких задач применяют различные критерии. Наиболее часто на практике можно встретить следующие:

- 1) критерий Вальда;
- 2) критерий Лапласа-Байеса;
- 3) оптимистический критерий;
- 4) критерий Гурвица;
- 5) критерий Ходжа-Лемана;
- 6) критерий Сэвиджа;
- 7) критерий Гермейера.

Приведем некоторые *рабочие определения*, отражающие смысл основных элементов игр с природой [75, 243,255].

Критерием называется правило, в соответствии с которым производится выбор наилучшего (оптимального) варианта.

Целевая функция (ЦФ) - это функция, отражающая зависимость *целевого показателя* от

некоторых независимых переменных, являющихся аргументами этой функции.

Целевой показатель – это некоторая переменная, значение которой отражает целевые предпочтения лица, принимающего решения, при выборе им того или иного варианта решения.

Риск и неопределенность при выборе оптимального варианта решения обусловлен тем, что состояние природы, в котором находится природа, точно неизвестно. *Риск* - это измеренная неопределенность, выраженная в количественных единицах, как правило, вероятности или ущерба (например, под байесовским риском имеются в виду средние потери [160]).

Состоянием природы принято называть все внешние условия или свойства среды, экономики, материалов, других участников системы и других объектов, влияющих на значение целевого показателя.

Приведенные семь критериев выбора оптимальных решений в формализованном виде представлены в табл. 3.11.

Таблица 3.11 - Целевые функции и критерии вариантов игр с природой

№	Наименование критерия	Целевая функция $L(i)$	Критерий V
1	Вальда	$L(i) = \min_j a_{ij}$	$V = \max_i L(i) = \max_i \min_j a_{ij}$
2	Лапласа-Байеса	$L(i) = \sum_{j=1}^n q_j a_{ij}$	$V = \max_i L(i) = \max_i \sum_{j=1}^n q_j a_{ij}$
3	Оптимистический	$L(i) = \max_j a_{ij}$	$V = \max_i L(i) = \max_i \max_j a_{ij}$
4	Гурвица	$L(i) = \lambda \min_j a_{ij} + (1 - \lambda) \max_j a_{ij}$	$V = \max_i L(i) = \max_i \lambda \min_j a_{ij} + (1 - \lambda) \max_j a_{ij}$
5	Ходжа-Лемана	$L(i) = \lambda \sum_{j=1}^n q_j a_{ij} + (1 - \lambda) \min_j a_{ij}$	$V = \max_i L(i) = \max_i \lambda \sum_{j=1}^n q_j a_{ij} + (1 - \lambda) \min_j a_{ij}$
6	Сэвиджа	$L(i) = \max_j b_{ij} = \max_j (\max_i a_{ij} - a_{ij})$	$V = \min_i L(i) = \min_i \max_j b_{ij}$
7	Гермейера	$L(i) = \min_j q_j a_{ij}$	$V = \max_i L(i) = \max_i \min_j q_j a_{ij}$

В табл. 3.11 b_{ij} - элементы матрицы/таблицы сожалений (упущенной выгоды) Сэвиджа; q_j - вероятность того, что при реализации решения природа будет находиться в j -ом состоянии.

Приведем краткие комментарии ко всем критериям выбора решений в играх с природой.

1. Критерий Вальда (или максиминный критерий) отражает осторожное поведение ЛПР и сводится к построению такого алгоритма выбора оптимального решения, при котором выбирается наилучшая (в смысле величины платежа) альтернатива в предположении, что природа всегда находится в наихудшем для ЛПР состоянии (см. ЦФ и критерий в таблице).

Т.е. при критерии Вальда природа рассматривается как активный второй игрок. А это значит, что могут быть использованы любые методы поиска оптимальных решений, используемые в теории матричных антагонистических игр [75, 280, 365, 383, 478]. Этот критерий называют *критерием, обеспечивающим гарантированный результат* [145].

Известными исходными данными, при использовании критерия Вальда, считаются платежная матрица (значения a_{ij}) для n состояний природы и m вариантов решений.

2. Критерий Лапласа-Байеса.

Известными исходными данными, при использовании критерия Вальда, считаются:

- платежная матрица (значения a_{ij}) для n состояний природы и m вариантов решений;
- вероятности q_j всех состояний природы S_j .

По критерию Лапласа-Байеса наилучшим (оптимальным) является решение d_i , которое

обеспечивает наибольший средний платеж. Т.е. для каждого решения сумма произведений платежей a_{ij} (при том или ином состоянии природы s_j) на вероятности состояний природы q_j и дает среднее значение платежа, получаемого для данного варианта решения d_i (т.е. соответствующей строки таблицы платежей).

На этапе выбора варианта решения состояние природы не известно, известны лишь вероятности, с которыми природа может находиться в том или ином состоянии при реализации решения. Состояние природы становится известным лишь во время реализации выбранного варианта решения.

В тех случаях, когда вероятности состояний природы неизвестны, применяют *принцип недостаточного основания*, который состоит в следующем: *если нет оснований считать какое-либо из альтернативных (образующих полную группу) событий более вероятным чем другие, то все события следует считать равновероятными*. Отсюда, если нет априорной информации о состояниях природы при реализации решения, то все их можно считать равновероятными: $q_j = \frac{1}{n}$, причем должно выполняться условие нормировки: $\sum_{j=1}^n q_j = 1$.

3. Оптимистический критерий (или максимаксный критерий).

В качестве исходных данных, при использовании оптимистического критерия, известной считается:

- *платежная матрица* (значения a_{ij}) для n состояний природы и m вариантов решений.

По этому критерию *выбирается наилучшая альтернатива при условии, что природа всегда находится в наилучшем для ЛППР состоянии*.

Этот критерий основан на убеждении ЛППР в том, что природа не просто не злонамеренна, но и подыгрывает ему, невольно или преднамеренно.

На практике такое случается, например, когда ЛППР действует в дружественной среде (например, в силу отношения головного предприятия к дочернему и т.п.) или, когда некоторым крупным предприятием создается среда (рекламная, торговая, закупочная и т. п.) для себя, но в этой среде функционирует другая структура, действующая в своих интересах.

4. Критерий Гурвица.

Этот критерий относится к группе **комбинированных критериев** и является обобщением критерия Вальда и оптимистического критерия. В качестве дополнительной информации используется параметр $\lambda \in [0; 1]$, отражающий степень близости позиции ЛППР к крайнему пессимизму (к критерию Вальда). Когда значение параметра $\lambda = 1$, ситуация выбора соответствует позиции крайнего пессимизма ЛППР (получаем критерий Вальда). Значение $\lambda = 0$ соответствует позиции крайнего оптимизма (получаем оптимистический критерий).

В качестве исходных данных, при использовании критерия Гурвица, известными считаются:

- *платежная матрица* (значения a_{ij}) для n состояний природы и m вариантов решений.
- значение параметра пессимизма-оптимизма λ .

5. Критерий Ходжа-Лемана.

Этот критерий является *комбинированным*, как и критерий Гурвица.

В нем *используются в качестве взвешенной суммы критерий Лапласа-Байеса и критерий Вальда*. При этом параметр $\lambda \in [0; 1]$ отражает *степень доверия ЛППР к заданному распределению вероятностей состояний природы*. Если это доверие велико ($\lambda = 1$), то доминирует критерий Лапласа-Байеса, в противном случае ($\lambda = 0$) ЛППР остается на позиции крайнего пессимизма и пользуется критерием Вальда.

В качестве исходных данных, при использовании критерия Ходжа-Лемана, известными считаются:

- *платежная матрица* (значения a_{ij}) для n состояний природы и m вариантов решений;
- *вероятности q_j всех состояний природы s_j ;*
- значение параметра λ степени доверия распределению вероятностей.

6. Критерий Сэвиджа.

В качестве исходных данных, при использовании критерия Сэвиджа, известной

считается:

- *платежная матрица* (значения a_{ij}) для n состояний природы и m вариантов решений.

Этот критерий также называют критерием *минимального сожаления* или критерием *минимизации упущенной выгоды*. Т.е. варианты решений сравниваются, принимая во внимание тот максимальный платеж, который мог бы быть получен при конкретном состоянии природы (в столбце платежной матрицы). Для того, чтобы воспользоваться критерием Сэвиджа, следует на основании матрицы платежей $A = \|a_{ij}\|_{mn}$ построить матрицу сожалений $B = \|b_{ij}\|_{mn}$, элементы которой вычисляются по матрице платежей следующим образом: $b_{ij} = \max_i a_{ij} - a_{ij}$.

Т.е. в каждом столбце платежной матрицы A выбирается наибольшее значение, а элементы каждого столбца матрицы сожалений B формируются как разность между ним и исходным элементом.

При этом в каждом столбце будет не менее одного нулевого элемента, а остальные b_{ij} будут показывать величину упущенного платежа.

Далее выбор решения по своей логике аналогичен критерию Вальда. Однако к матрице сожалений могут быть применены и все другие критерии, рассматриваемые в данном разделе, с той лишь разницей, что операторы максимизации и минимизации следует поменять местами, т.к. матрица сожалений имеет смысл потерь, а не смысл прибыли.

7. Критерий Гермейера.

Он похож на критерий Вальда и на критерий Лапласа-Байеса, но с той лишь разницей, что в матрице платежей каждый элемент заменяется на произведение его (a_{ij}) и вероятности q_j состояния S_j .

Логика этого критерия следующая – любой выигрыш может быть получен, но с некоторой вероятностью, т.е. в среднем при многократном повторении ситуации выбора будет получен не весь выигрыш a_{ij} , а уменьшенный на весовой коэффициент q_j , соответствующий вероятности j -го состояния. После такой замены элементов, к матрице применяется критерий Вальда.

В качестве исходных данных, при использовании критерия Гермейера, известными считаются:

- *платежная матрица* (значения a_{ij}) для n состояний природы и m вариантов решений;
- *вероятности q_j всех состояний природы S_j .*

Свойства критериев позволяют их классифицировать по основным признакам (табл. 3.12).

Таблица 3.12 - Классификация критериев выбора оптимальных решений в играх с природой

Признаки критериев	Критерии							
	Вальда	Лапласа-Байеса	Оптимистический	Гурвица	Ходжа-Лемана	Сэвиджа	Гермейера	
Простые	+	+	+			+	+	
Комбинированные				+	+			
С прямыми оценками по платежной матрице	+	+	+	+	+			
С косвенными оценками						+	+	
Использующие платежную матрицу	+	+	+	+	+	+	+	
Использующие вероятности состояний природы		+			+		+	
Использующие параметр смеси				+	+			

Проиллюстрируем применение этих критериев на примере спасения людей из горящего здания [280, 371, 372, 428].

3.2.2. Модельный пример

Воспользуемся формализацией платежной матрицы, выполненной в подразделе 5.2.2.1, где состояния природы соответствуют разным градациям *негэнтропии* h (экстропии), т.е. величины, противоположенной энтропии [426]:

$$h(\bar{p}) = 1 + \sum_{i=1}^n p_i \log_n p_i, \quad (3.55)$$

где $\bar{p} = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_n]^T$ – вектор вероятностей (доли) пребывания людей в том или ином из n помещений; T - символ транспонирования. Здесь и далее будем использовать логарифм по основанию, равному числу элементов (помещений), что обеспечит варьирование энтропии в интервале $[0; 1]$.

Использование негэнтропии в качестве меры рассеяния людей по помещениям позволяет единообразно учитывать различные статистические данные о пожарах в зданиях. Данная мера позволяет также унифицировать состояния природы в количестве от двух и выше в зависимости от необходимой степени дифференциации распределения людей в здании по помещениям. Таким образом, $h(\bar{p})$ является показателем степени концентрации людей – при равномерной распределенности по помещениям $h(\bar{p}) = 0$, при концентрации всех в одном помещении $h(\bar{p}) = 1$. Чем выше концентрация людей, тем, как правило, легче проводить их эвакуацию, в том числе потому, что не требуется отыскивать их по отдельным помещениям в сложных условиях пожара и при дефиците времени. По мере выполнения поисково-спасательной операции показатель $h(\bar{p})$ может как увеличиваться, так и уменьшаться. Так разведка, проводимая непрерывно или циклически, снижает неопределенность, увеличивая негэнтропию (уменьшая энтропию), а стихия пожара может уменьшить негэнтропию, например, разогнав людей из одного помещения по разным, в силу опасности пребывания в нем.

При $h = 0$, что соответствует состоянию s_1 , предполагается, что люди распределены равномерно по зданию. При $h = 1$, что соответствует состоянию s_n , предполагается, что люди сосредоточены в одном (но априори неизвестно в каком) помещении.

Пусть количество градаций уровня негэнтропии $n = 5$.

Пусть руководитель тушения пожара имеет в своем распоряжении 3 звена газодымозащитной службы (ГДЗС), которые могут быть направлены: вместе в одну зону (вариант решения d_1); два в разные зоны, а одно оставлено в резерве (d_2); все в разные зоны (d_3).

Пусть эмпирически (из прошлого опыта) установлены вероятности спасения всех людей из зоны пожара, приведенные в табл. 3.13 (приведенные значения носят лишь модельный характер).

Таблица 3.13 - Платежная таблица игры с природой в задаче спасения людей из горящего здания

	s_1	s_2	s_3	s_4	s_5
d_1	0,10	0,83	0,50	0,33	0,95
d_2	0,50	0,65	0,85	0,25	0,90
d_3	0,90	0,50	0,40	0,75	0,70

Поскольку в критериях Лапласа-Байеса, Ходжа-Лемана и Гермейера помимо платежей используются вероятности состояний, то заданы их следующие модельные значения: $q_1 = 0,1$; $q_2 = 0,2$; $q_3 = 0,4$; $q_4 = 0,2$; $q_5 = 0,1$. Для комбинированных критериев (Гурвица и Ходжа-Лемана) задан параметр $\lambda = 0,7$.

В соответствии с формулами табл. 3.11, вычислены значения целевых функций для всех семи критериев и найдены оптимальные решения по каждому из них. Результаты, как оптимальные значения каждой из целевых функций, приведены в табл. 3.14. Но поскольку в ЦФ критериев Сэвиджа и Гермейера используется не исходная платежная таблица, а преобразованная в косвенные оценки, то в колонке «Оптимальные значения платежа»

представлены и значения, соответствующие исходной платежной матрице (т.к. при реализации решения платеж будет получен именно в соответствии с исходной платежной матрицей), что позволяет сравнивать эффекты от принятых решений в единой шкале.

Таблица 3.14 - Результаты решения игры с природой для семи критериев оптимальности

№ п/п	Наименование критерия	Оптимальное решение	Оптимальное значение ЦФ	Оптимальное значение платежа
1	Вальда	d_3	0,40	0,40
2	Лапласа-Байеса	d_2	0,66	0,66
3	Оптимистический	d_1	0,95	0,95
4	Гурвица	d_3	0,55	0,55
5	Ходжа-Лемана	d_2	0,54	0,54
6	Сэвиджа	d_3	0,45	0,40
7	Гермейера	d_3	0,07	0,70

На рис. 3.30 приведены значения оптимальных значений платежа, приведенные в табл. 3.13 (вариант 1) и для условий полной неопределенности, т.е. когда $q_1 = q_2 = q_3 = q_4 = q_5 = 0,2$, а параметр $\lambda = 0,5$ (вариант 2).

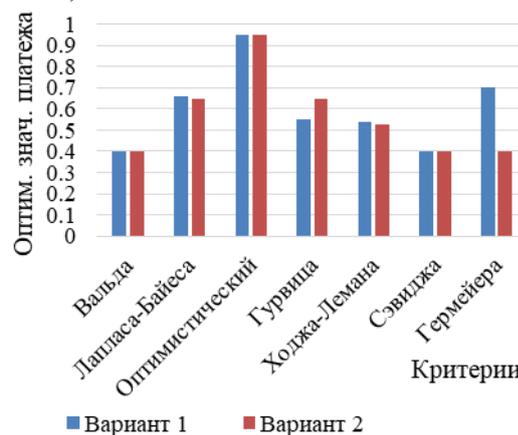


Рисунок 3.30 - Оптимальные значения платежа для критериев в двух вариантах неопределенности

Конечно многое определяется значениями платежей (табл. 3.12), но по двум рассмотренным вариантам видно, что чем больше неопределенность в состояниях и в параметре смеси λ (в комбинированных критериях), а также чем более осторожно делает свой выбор ЛПР, тем меньше оптимальное (ожидаемое) значение платежа.

Параметр смеси λ в критерии Гурвица может отражать степень склонности ЛПР к риску. Именно в таком качестве критерий Гурвица и рассмотрен далее в главе 4 работы.

Далее в данной главе из всех критериев рассмотрим только критерий Вальда, т.к. он, на наш взгляд, отражает позицию крайней осторожности (или гарантированного результата [145, 383]), которая в большей степени соответствует принятию решений при спасении людей. А поскольку выбор решений по критерию Вальда полностью совпадает с алгоритмами принятия решений в антагонистических матричных играх (АМИ), то далее использованы инструменты решения АМИ, в которых природа рассматривается как второй игрок (И2), а оперирующая сторона (ГПС) - как первый игрок (И1).

Игровые модели использовались в ряде работ для представления тех или иных ситуаций ликвидации пожаров и поиска на их основе оптимальных решений [280, 340, 371, 372, 383]. При этом математические методы принятия решений на основе моделей, как научно обоснованные, противопоставляются «ручным» методам, основанным на опыте и интуиции ЛПР [340, 371, 372].

Однако при этом не уделяется должного внимания вопросам снятия (или хотя бы снижения) априорной и/или текущей неопределенности, связанной с целевыми функциями (структурой и значениями параметров моделей) и показателями, их объективной векторной природой и нестационарностью. Все предлагаемые в этих работах инструменты (модели) носят *нормативный* характер, т.е. конструируются по принципам исследования операций, возникшим более 70 лет назад в предположении, что платежные (целевые) функции могут быть сформированы квалифицированными специалистами на этапе построения моделей и далее долго работать. Однако, в последние десятилетия в ряде прикладных направлений эффективно развивались методы адаптивного управления [421, 422] и машинного обучения [139], позволяющие компенсировать ряд недостатков нормативных моделей, в частности, снижая априорную неопределенность и учитывать нестационарность (среды и целевых предпочтений ЛПР).

В данной работе, в рамках единой методологии адаптивного управления, предложен ряд машинообучаемых моделей, позволяющих не противопоставлять процедуры принятия решений опытными ЛПР и основанные на нормативных моделях, а объединить в двухконтурную систему поддержки принятия решений, где в одном контуре работает человек (ЛПР), а в другом - модель, обученная на положительном опыте ЛПР. Именно в рамках такой методологии в данном подразделе рассматриваются игровые модели выбора решений.

3.2.3. Основные элементы матричных игр с нулевой суммой

Антагонистические матричные игры (АМИ) называют [280, 365, 383, 478] также *играми с нулевой суммой*, где выигрыш одной из сторон равен проигрышу другой. Платежи представляются в виде платежной матрицы/таблицы $A = \|a_{ij}\|_{mn}$ выигрышей первого игрока (И1). Здесь и далее для АМИ будем использовать обозначения, эквивалентные играм с природой.

В играх $m \times n$ игрок И1 имеет m стратегий - $\vec{d} = [d_1 \ d_2 \ \dots \ d_m]^T$, а И2 - n стратегий - $\vec{s} = [s_1 \ s_2 \ \dots \ s_m]^T$. Эти стратегии называют *чистыми стратегиями*. Выигрыш игрока И1 при паре стратегий игроков d_i, s_j составляет a_{ij} . Проигрыш И2 при этих стратегиях составит $(-a_{ij})$.

Обычно предполагается, что АМИ повторяется много раз (партий). В каждой партии выигрыш игрока И1 (или проигрыш игрока И2) определяется соответствующим элементом платежной матрицы A .

Предполагается, что оба игрока в каждой партии игры придерживаются *принципа гарантированного результата*, согласно которому каждый из игроков считает, что его противник стремится нанести ему максимальный ущерб. Поэтому *каждый игрок выбирает свою наилучшую стратегию с учетом того, что противник, для каждой из них, выберет свою наилучшую*.

Этот выигрыш игрока И1 для произвольной i -ой стратегии обозначим как $\alpha_i = \min_j a_{ij}$, а из них, в соответствии с принципом гарантированного результата И1 должен выбрать:

$$d_i = \arg \max_i \alpha_i = \arg \max_i \min_j a_{ij}, \quad (3.56)$$

при этом величину

$$\alpha = \max_i \min_j a_{ij} \quad (3.57)$$

называют *нижней ценой игры* или *максимином*, а соответствующую стратегию (3.57) - *максиминной чистой стратегией*. Выбор игроком И1 этой стратегии обеспечивает ему выигрыш не меньше α при любой стратегии противника.

Аналогично для произвольной чистой стратегии игрока И2: $\beta_j = \max_i a_{ij}$;

$$s_i = \arg \min_j \beta_j = \arg \min_j \max_i a_{ij}, \quad (3.58)$$

$$\beta = \min_j \max_i a_{ij}. \quad (3.59)$$

Величину β называют *верхней ценой игры* или *минимаксом*, а соответствующую

стратегию И2 – минимаксной чистой стратегией.

Если для конкретной платежной матрицы нижняя цена игры равна верхней ($\alpha = \beta = V$):

$$\max_i \min_j a_{ij} = \min_j \max_i a_{ij} = V, \tag{3.60}$$

то величину v называют ценой игры, а соответствующий элемент платежной матрицы - седловой точкой. Такую игру называют игрой с седловой точкой.

Решить АМИ означает:

- 1) найти оптимальную стратегию И1;
- 2) найти оптимальную стратегию И2;
- 3) найти цену игры.

В тех случаях, когда матричная игра не имеет седловой точки, максиминная и минимаксная стратегии игроков не являются оптимальными. Игра становится неустойчивой, т.к. каждый игрок, зная соответственно нижнюю или верхнюю цену своего противника естественно будет стремиться улучшить свой выигрыш. Такая игра не имеет решения в чистых стратегиях.

Для таких игр при многократном повторении партий игры эффективным является такое поведение, когда игроки используют свои чистые стратегии (d_i и s_j) с определенными вероятностями - соответственно p_i и q_j .

Векторы вероятностей применения игроками своих чистых стратегий $\bar{p} = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_m]^T$ и $\bar{q} = [q_1 \ q_2 \ \dots \ q_n]^T$ называют смешанными стратегиями. Для этих вероятностей должны выполняться условия нормировки: $\sum_{i=1}^m p_i = 1$; $\sum_{j=1}^n q_j = 1$

Решить игру в смешанных стратегиях означает найти для игроков все наилучшие значения p_i , q_j и цену игры V

$$V = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij} p_i q_j = \bar{p}^T A \bar{q}. \tag{3.61}$$

Здесь V имеет смысл среднего выигрыша игрока И1 при многократном повторении партий игры, если игроки придерживаются своих оптимальных смешанных стратегий. Такое решение обеспечит устойчивость АМИ по Дж. Нэшу [259, 365]. Теорема Неймана-Моргенштерна [259, 280] доказывает, что пара таких стратегий всегда существует. Пару таких стратегий называют оптимальными смешанными стратегиями.

Чистые стратегии, вероятности которых в смешанной стратегии больше нуля, называются активными стратегиями.

Оптимальные смешанные стратегии обладают следующими свойствами:

1. Обеспечивают игроку И1 средний выигрыш не меньше цены игры, а игроку И2 - проигрыш не больше цены игры.
2. Если один из игроков использует свою оптимальную смешанную стратегию, то его средний выигрыш/проигрыш будет не менее/более цене игры независимо от того, какую стратегию использует другой игрок, возможно даже чистую.
3. В любой игре $m \times n$ каждый игрок имеет оптимальную смешанную стратегию, в которой число активных стратегий не больше чем $\min\{m, n\}$.

Взаимосвязь элементов прямой АМИ приведена на рис. 3.31.

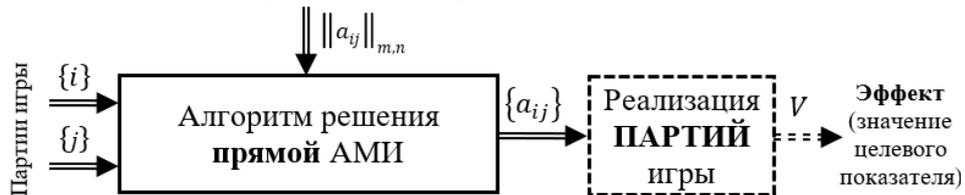


Рисунок 3.31 - Элементы прямой АМИ

На ней показано, что известными являются элементы платежной матрицы A , алгоритм приводит к выбору чистых стратегий (i и j) и получению соответствующих им платежей для

множества партий игры, реализация которых приводит к некоторому интегральному эффекту V , формируемому за множество партий как интегральный или средний (по партиям) выигрыш/платеж.

В тех случаях, когда платежная матрица A априори неизвестна и/или эффект от реализации представляет собой несколько (вектор) показателей, например, различные виды ущерба, то модель АМИ (ее платежная матрица A) может быть определена путем решения *обратной АМИ* (ОАМИ), в результате известной становится интегральная (обобщенная платежная матрица), объединяющая в себе разные виды платежей. При этом «сырьем» для решения ОАМИ являются статистические данные о решениях, принятых опытными ЛПР в прошлом. На рис. 3.32 схематически показано место ЛПР и модели АМИ в цикле управления.

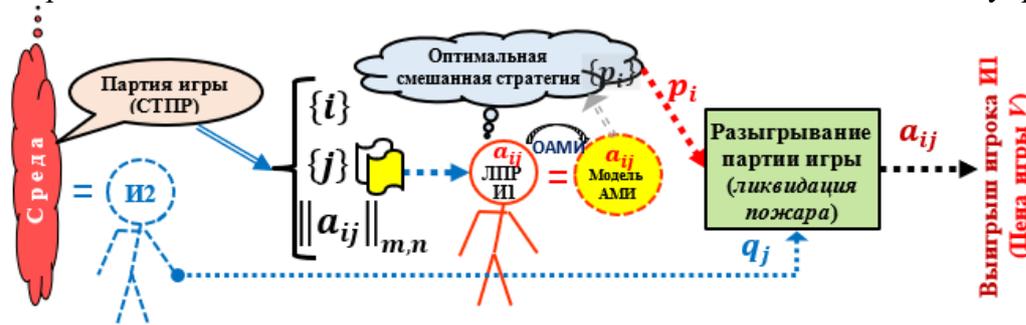


Рисунок 3.32 - Схема построения модели АМИ

Далее кратко рассмотрены типовые алгоритмы решения прямой АМИ и построен алгоритм решения обратной АМИ, который позволяет использовать положительный опыт ЛПР в принятии решений в игровых ситуациях для его формализации и использования в системах поддержки принятия решений.

3.2.4. Методы решения матричных игр с нулевой суммой

Уже достаточно давно известны различные алгоритмы решения прямой АМИ [280, 281, 460]. Однако, наиболее широко известны и чаще других используются на практике метод фиктивного разыгрывания партий игры - метод Брауна-Робинсон, и метод сведения АМИ к задаче линейного программирования. Кратко рассмотрим их оба.

3.2.4.1. Метод Брауна-Робинсон решения матричных игр $m \times n$.

Кратко *метод Брауна-Робинсон* (подробнее - см. приложение 6) состоит в следующем. Еще его называют *методом фиктивного разыгрывания* или *методом итераций*, имитирующим многократное повторение партий игры. При этом игроки, зная платежную матрицу, поочередно выбирают одну из своих чистых стратегий с учетом стратегий, выбранных противником в предыдущих партиях игры. Оценки оптимальных смешанных стратегий на каждом шаге (партии) вычисляются как текущие частоты использования игроками своих чистых стратегий за весь интервал наблюдений, а оценка цены игры – как среднее значение текущего выигрыша игрока И1. Итерации прекращаются при достижении заданной точности оценок. Приведем формализованное представление этой процедуры.

При очередном $(t + 1)$ -ом выборе каждый игрок учитывает статистику выбора противником своих чистых стратегий за предыдущие t шагов: если И2 использовал свою j -ю стратегию Q_j раз из общего числа t партий, то И1 выбирает свою i -ю чистую стратегию так, чтобы максимизировать среднюю величину выигрыша:

$$i(t + 1) = \arg \max_{i=1,m} V_i(t) = \arg \max_{i=1,m} \sum_{j=1}^n a_{ij} \hat{q}_{j(t)}, \quad (3.62)$$

где $\hat{q}_{j(t)} \triangleq \frac{Q_{j(t)}}{t}$ – текущая (за t шагов) оценка оптимальной смешанной стратегии И2; $V_i(t)$ –

оценка текущего среднего выигрыша И1 при применении им своей i -ой чистой стратегии.

Аналогично, если И1 использовал свою i -ю стратегию P_j раз, то И2 выбирает свою j -ю стратегию так, чтобы минимизировать среднюю величину проигрыша:

$$j(t+1) = \arg \min_{j=1,n} V_j(t) = \arg \min_{j=1,n} \sum_{i=1}^m a_{ij} \hat{p}_i(t), \quad (3.63)$$

где $\hat{p}_i(t) \triangleq \frac{P_i(t)}{t}$ – текущая (за t шагов) оценка оптимальной смешанной стратегии И1; $v_j(t)$ – оценка текущего среднего выигрыша И2 при применении им своей j -ой чистой стратегии.

Случайные величины $\hat{p}_i(t)$ и $\hat{q}_j(t)$ представляют собой последовательности оценок элементов векторов смешанных стратегий игроков, сходящиеся в пределе (как доказала Дж. Робинсон [321, 469]) к оптимальным смешанным стратегиям. А оценка среднего выигрыша И1 и среднего проигрыша И2 сходится к цене игры:

$$V = \lim_{t \rightarrow \infty} \max_{i=1,m} v_i(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} \min_{j=1,n} V_j(t). \quad (3.64)$$

Итерационный процесс можно останавливать при достижении заданного порогового уровня *скользящей средней величины абсолютного значения разности оценок цены игры для И1 и для И2*:

$$\Delta V(t) = \left| \max_{i=1,m} V_i(t) - \min_{j=1,n} V_j(t) \right|. \quad (3.65)$$

Могут быть использованы и другие меры остановки (см. приложение 6).

3.2.4.2. Решение матричной игры путем сведения ее к задаче линейного программирования

Матричная игра произвольной размерности может быть сведена [280, 365] к задаче линейного программирования. Для такого преобразования необходимо, чтобы цена игры V была положительной, что можно обеспечить прибавлением ко всем элементам матрицы игры необходимого положительного числа (это не повлияет на выбор оптимальных стратегий).

Пусть И1 применяет свою оптимальную смешанную стратегию, а И2 – свою 1-ю чистую, 2-ю, ... n -ю. Тогда в силу одного из приведенных выше свойств оптимальных стратегий можно записать следующую систему неравенств:

$$\left. \begin{aligned} p_1 a_{11} + p_2 a_{21} + \dots + p_m a_{m1} &\geq V \\ p_1 a_{12} + p_2 a_{22} + \dots + p_m a_{m2} &\geq V \\ &\dots \\ p_1 a_{1n} + p_2 a_{2n} + \dots + p_m a_{mn} &\geq V \end{aligned} \right\}. \quad (3.66)$$

Или, разделив обе части каждого уравнения на V и введя новые обозначения $x_i = \frac{p_i}{V}$, получим:

$$\left. \begin{aligned} a_{11} x_1 + a_{21} x_2 + \dots + a_{m1} x_m &\geq 1 \\ a_{12} x_1 + a_{22} x_2 + \dots + a_{m2} x_m &\geq 1 \\ &\dots \\ a_{1n} x_1 + a_{2n} x_2 + \dots + a_{mn} x_m &\geq 1 \end{aligned} \right\}. \quad (3.67)$$

Цель 1-го игрока состоит в выборе таких p_i , чтобы цена игры V была максимальной. Увязать V и новые переменные x_i можно через условие нормировки: $p_1 + p_2 + \dots + p_m = 1$, подставив в него $p_i = V x_i$ и разделив обе части на положительное число V . Получим $x_1 + x_2 + \dots + x_m = \frac{1}{V}$, тогда максимизация V эквивалентна минимизации суммы переменных x_i , т.е. следующей задачи условной оптимизации в форме задачи линейного программирования (ЗЛП):

$$\bar{x}_{opt} = \arg \min_{\bar{x}} L(\bar{x}) = \arg \min_{\bar{x}} (x_1 + x_2 + \dots + x_m) \quad (3.68)$$

при ограничениях (3.67).

Решение для И2 можно получить аналогичными построениями, в результате чего будет получена ЗЛП, двойственная к задаче (3.67) - (3.68):

$$\bar{y}_{opt} = \arg \max_{\bar{y}} W(\bar{y}) = \arg \max_{\bar{y}} (y_1 + y_2 + \dots + y_n), \quad (3.69)$$

$$\left. \begin{aligned} a_{11}y_1 + a_{12}y_2 + \dots + a_{1n}y_n &\leq 1 \\ a_{21}y_1 + a_{22}y_2 + \dots + a_{2n}y_n &\leq 1 \\ &\dots \\ a_{m1}y_1 + a_{m2}y_2 + \dots + a_{mn}y_n &\leq 1 \end{aligned} \right\} \quad (3.70)$$

После решения ЗЛП, как прямой, так и двойственной, необходимо пересчитать переменные в вероятности смешанных стратегий: $p_i = Vx_i$; $q_j = Vy_j$, где $V = 1/(x_1 + x_2 + \dots + x_m)$.

3.2.5. Алгоритм получения знаний от ЛПР об эффективном управлении эвакуацией людей из горящего здания

3.2.5.1. Обратная игровая задача

В практике применения игр с природой одним из критических элементов является объективное задание значений платежной матрицы. Неточное определение платежей вносит *априорную неопределенность* в целевую функцию задачи, а значит и *найденное оптимальное решение оптимально с точностью до адекватности целевой функции* реальным предпочтениям ЛПР. Эта неопределенность обычно называется [77, 78, 102] *априорной неопределенностью*. Кроме того может иметь место и *текущая неопределенность*, обусловленная нестационарностью среды и/или предпочтений ЛПР.

Помимо указанных неопределенностей задачу поиска оптимального решения осложняет и многокритериальность, проявляющаяся в множественности показателей, отражающих, например, различные типы ущерба (прямой материальный ущерб, количество погибших и травмированных людей). В условиях многокритериальности применение стандартных моделей со скалярным критерием невозможно или требует дополнительных специальных действий по свертке вектора целевых функций (ЦФ) в скалярную.

Поэтому существует острая необходимость в механизме, который позволил бы представлять множество ЦФ в виде некоторой обобщенной скалярной адаптивно подстраиваемой ЦФ, приводимой в соответствие реальным текущим предпочтениям ЛПР. Поскольку в матричных играх основным элементом ЦФ является платежная матрица, то такой механизм должен позволять оценивать элементы платежной матрицы по статистическим данным о принятых решениях, отражающие текущие предпочтения ЛПР. Эти функции может выполнять *обратная АМИ* (ОАМИ), элементы которой приведены на рис. 3.33.

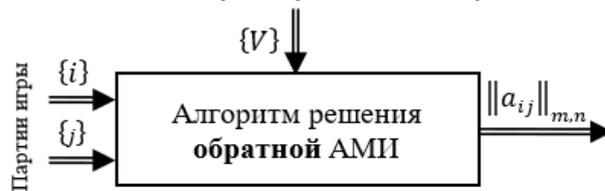


Рисунок 3.33 - Элементы обратной АМИ

ОАМИ дополняет прямую АМИ, обеспечивая ей адекватность реальным предпочтениям ЛПР.

При решении обратной задачи использованы следующие *предпосылки*:

- платеж V_k становится известным не после каждой k -ой партии, а как результат ряда партий (т.е. платеж средний, накопленный за несколько партий, полученный с некоторым запаздыванием);
- смешанные стратегии игроков \bar{p}_k, \bar{q}_k измеримы (т.е. могут быть получены как оценки частот применения игроками чистых стратегий);
- второй игрок полагается разумным, придерживающимся своей минимаксной стратегии.

По структуре обратная АМИ относится к задачам параметрической идентификации линейных объектов [20, 47, 220, 236, 336, 337, 383], где неизвестными являются параметры

линейной модели. Неизвестными параметрами в ОАМИ являются элементы (коэффициенты) платежной матрицы. Отличие параметрического оценивания АМИ от классических подобных задач [280] в том, что неизвестным является не вектор, а матрица. Для построения алгоритма решения ОАМИ воспользуемся подходом, основанным на рекуррентной форме метода наименьших квадратов - МНК (см. приложение 7). При построении выполним преобразования, приводящие искомую матрицу платежей к вектору.

Общая схема построения модели АМИ по наблюдениям за решениями, принимаемыми ЛПР, приведена на рис. 3.34.

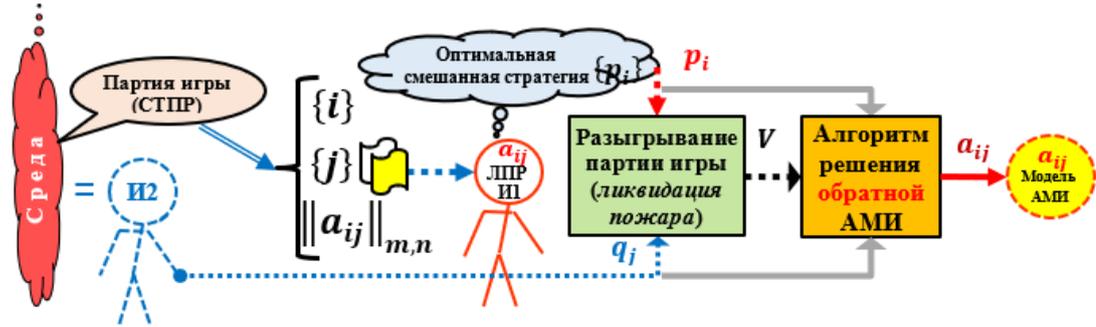


Рисунок 3.34 - Схема решения ОАМИ по наблюдениям за решениями ЛПР

Уравнение наблюдений [20, 47, 220, 236, 336, 337] для произвольного k -го шага, с учетом (3.61) и погрешности измерений (невязки ε_k , обусловленная как неточностью измерений смешанных стратегий игроков, так и текущей неточностью модели АМИ), можно записать в следующем виде:

$$V_k = \bar{p}_k^T A \bar{q}_k + \varepsilon_k, \tag{3.71}$$

откуда можно выразить невязку:

$$\varepsilon_k = V_k - \bar{p}_k^T A \bar{q}_k. \tag{3.72}$$

Согласно логике МНК, критерий оптимальности примет вид:

$$A_{opt} = \arg \min_A \sum_{k=1}^N \varepsilon_k^2 = \arg \min_A \sum_{k=1}^N (V_k - \bar{p}_k^T A \bar{q}_k)^2. \tag{3.73}$$

Для преобразования искомой матрицы A в искомый вектор \bar{a} представим скаляр $\bar{p}_k^T A \bar{q}_k$ (или что то же самое $\bar{q}_k^T A \bar{p}_k$) в другой форме. Вектор \bar{a} сформируем из столбцов матрицы A :

$$\bar{a} = [\bar{a}_1^T \quad \bar{a}_2^T \quad \dots \quad \bar{a}_n^T]^T, \tag{3.74}$$

где для всех $j = \overline{1, n}$:

$$\bar{a}_j = [a_{1j} \quad a_{2j} \quad \dots \quad a_{mj}]^T. \tag{3.75}$$

Тогда:

$$\bar{p}_k^T A \bar{q}_k = \bar{q}_k^T A \bar{p}_k = \bar{q}_k^T \begin{bmatrix} \bar{p}_k^T & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \bar{p}_k^T & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \bar{p}_k^T \end{bmatrix} \bar{a} = \bar{r}_k^T \bar{a}, \tag{3.76}$$

здесь вектор \bar{r}_k имеет следующую структуру:

$$\bar{r}_k = [q_k^{(1)} \bar{p}_k^T \quad q_k^{(2)} \bar{p}_k^T \quad \dots \quad q_k^{(n)} \bar{p}_k^T]^T, \tag{3.77}$$

где $q_k^{(i)}$ - это i -й элемент вектора \bar{q}_k , $i = \overline{1, n}$.

С учетом такого представления платежей уравнение наблюдений примет вид:

$$V_k = \bar{r}_k^T \bar{a} + \varepsilon_k. \tag{3.78}$$

Тогда значения N наблюдений можно представить в векторной форме следующим образом:

$$\begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \dots \\ V_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{r}_1^T \\ \bar{r}_2^T \\ \dots \\ \bar{r}_N^T \end{bmatrix} \bar{a} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \dots \\ \varepsilon_N \end{bmatrix}, \quad (3.79)$$

или в векторно-матричной форме:

$$\bar{V} = R\bar{a} + \bar{\varepsilon}. \quad (3.80)$$

С учетом такого представления и в соответствии с логикой МНК, сумму квадратов невязок можно представить в следующем виде:

$$s = \bar{\varepsilon}^T \bar{\varepsilon} = (\bar{V} - R\bar{a})^T (\bar{V} - R\bar{a}). \quad (3.81)$$

Далее в соответствии с алгоритмом МНК-оценивания (приложение 7) на основе целевой функции (3.81) и критерия минимизации по вектору \bar{a} следует записать необходимые условия оптимальности, из которых найти оптимальный вектор оценок \hat{a} , состоящий из столбцов оценок искомой платежной матрицы АМИ:

$$\hat{a}_N = (R_N^T R_N)^{-1} R_N^T \bar{V}_N, \quad (3.82)$$

где нижний индекс N отражает объем выборки, по которой выполнено оценивание, а «крышка» в \hat{a}_N означает, что данный вектор состоит из оценок (элементов платежной матрицы). Обозначим:

$$Q_N \triangleq (R_N^T R_N)^{-1}. \quad (3.83)$$

Далее, в соответствии с логикой построения рекуррентных МНК-оценок (приложение 7), следует добавить очередное $(N + 1)$ наблюдение и, выполнив ряд преобразований, выразить оценки на $(N + 1)$ -м шаге наблюдений через оценки на N -ом шаге и новое измерение. После преобразований получим пару следующих рекуррентных уравнений [92, 100, 109, 111-113]:

$$\hat{a}_{N+1} = \hat{a}_N + Q_N \bar{r}_{N+1} [\bar{r}_{N+1}^T Q_N \bar{r}_{N+1} + 1]^{-1} [V_{N+1} - \bar{r}_{N+1}^T \hat{a}_N]; \quad (3.84)$$

$$Q_{N+1} = Q_N - Q_N \bar{r}_{N+1} [\bar{r}_{N+1}^T Q_N \bar{r}_{N+1} + 1]^{-1} \bar{r}_{N+1}^T Q_N. \quad (3.85)$$

Алгоритм (3.84), (3.85), аналогичен по структуре алгоритмам идентификации линейных систем [20, 47, 220, 236, 336, 337]. На каждом шаге (при каждом новом наблюдении) пересчитывается (уточняется) дисперсионная матрица Фишера Q_N и вектор оценок \hat{a}_N . Структура матрицы Q_N такова, что на ее главной диагонали находятся дисперсии оценок вектора \hat{a}_N , а вне главной диагонали - коэффициенты ковариации этих оценок. Поскольку любая подобная рекуррентная процедура начинается с первого измерения ($N = 1$), то необходимо задать начальные оценки (\hat{a}_0, Q_0). В практике рекуррентного оценивания [20, 47, 220, 236, 336, 337] принято задавать их такими, чтобы все элементы вектора \hat{a}_0 были нулевыми, а матрица Q_0 была диагональной, где по диагонали все элементы были одинаковыми, имеющими максимально возможное значение. Практика показывает [20, 47, 220, 236, 336, 337], что на диагонали достаточно иметь элементы не более 10^3 .

3.2.5.2. Правило остановки алгоритма рекуррентного оценивания параметров игровой модели

Во всех итерационных (в том числе и рекуррентных) алгоритмах важным элементом является *правило остановки* [20, 47, 160, 220, 236, 336, 337]. Показателем, определяющим достаточность процесса машинного обучения модели, обычно выбирается характеристика, являющаяся индикатором того, что новые данные наблюдений уже не могут существенно улучшить качество искомых оценок. Поскольку алгоритмы машинного обучения игровых, транспортных (см. главу 2) и марковских (приведенных выше) моделей идентичны по своей структуре и технологии построения линейных оценок, то и правила остановки в них могут быть построены аналогичным образом. Однако, специфика каждой из моделей накладывает свои ограничения.

Количество шагов, в рекуррентном алгоритме, достаточных для получения искомых оценок необходимого качества, для любой модели является важным показателем. Всегда желательно, чтобы это число шагов было минимальным. Однако, невысокая точность оценок при малом количестве итераций может приводить к большой погрешности вычисления оценок

модели, а значит и к большой их дисперсии, что не может обеспечить достаточный объем доверительной области (для искомым оценок).

Следует различать два типа индикаторов качества оценок (и алгоритма оценивания):

- используемые *при имитационном моделировании* (в этом случае фактические/моделируемые/эталонные значения параметров известны);
- используемые *в процессе целевого применения* алгоритма (фактические значения параметров неизвестны).

Не повторяя всех вариантов правила остановки (см. главу 2), отметим, что при использовании алгоритма (3.84), (3.85) в реальных условиях в качестве целевого показателя следует использовать *разность текущего и предыдущего векторов оценок \hat{a}* . Тогда мерой сходимости должна служить *длина вектора разности двух векторов оценок платежей АМИ, вычисленных на $(N+1)$ и предыдущем N -ом шагах наблюдений*:

$$\delta_a^{N+1} = |\hat{a}^{N+1} - \hat{a}^N| \cdot 0,5, \quad N = 1, 2, \dots \quad (3.86)$$

Идеалом сходимости оценок является $\delta_a^{N+1} = 0$. Поскольку каждый из векторов разности может иметь единичную длину, то максимальная разность (при любой размерности пространства переменных) может быть равна 2 - когда они разнонаправлены. Поэтому в (3.86) добавлен сомножитель 0,5, в этом случае $\delta_a^{N+1} \in [0; 1]$. И тогда правило остановки примет вид:

$$\delta_a \leq \delta_a^{\text{Порог}}. \quad (3.87)$$

Как и при машинном обучении других моделей, правило остановки может строиться и по результатам решения прямой задачи (принятому решению) по модели (АМИ) с текущими оценками параметров [79, 80, 118].

3.2.5.3. Планирование оптимального эксперимента при машинном обучении игровой модели

Алгоритм машинного обучения АМИ ((3.84), (3.85), рис. 3.34) предполагает появление спонтанных наблюдений, генерируемых внешней средой. Такая выборка будет обеспечивать некоторую среднюю сходимость оценок АМИ. Однако, в теории статистического оценивания имеются инструменты увеличения скорости сходимости оценок (или увеличения их достоверности/точности) при заданном количестве шагов наблюдений (объеме выборки). Эти инструменты - из арсенала теории оптимального планирования эксперимента (ТОПЭ), и в частности, регрессионного эксперимента [256, 395, 402].

В ТОПЭ в качестве целевых показателей часто используют некоторую меру дисперсионной матрицы оценок (3.83) [256, 395, 402]. Одним из широко применяемых на практике критериев оптимальности плана эксперимента является критерий D -оптимальности [256, 395, 402], который *минимизирует объем эллипсоида рассеяния оценок* модели. Эллипсоид рассеяния оценок представляет собой доверительную область в пространстве оценок, в которой могут находиться (с заданной доверительной вероятностью) значения оцениваемого вектора параметров.

Поскольку, согласно приложению 7, апостериорная (на шаге $(N+1)$) дисперсионная матрица связана с априорной (на шаге N) следующим соотношением:

$$Q_{N+1} = (Q_N^{-1} + \bar{r}_{N+1} \bar{r}_{N+1}^T)^{-1}, \quad (3.88)$$

то в соответствии с критерием D -оптимальности на шаге $(N+1)$ в качестве стратегии \bar{p}_{N+1} 1-го игрока следует выбирать такую смешанную стратегию, которая удовлетворяла бы следующему критерию оптимальности:

$$\bar{p}_{N+1} = \arg \min_{\bar{p}_{N+1} \in S_m} |Q_N^{-1} + \bar{r}_{N+1} \bar{r}_{N+1}^T|, \quad (3.89)$$

где S_m - единичный m -мерный симплекс, который можно представить уравнением вида: $\sum_{i=1}^m p_i = 1$.

Следует отметить, что оптимальное планирование эксперимента позволяет сократить количество шагов обучения модели, но в реальной боевой обстановке, где ответственность за принимаемые решения лежит на ЛПР (например, РТП), решения, предлагаемые как наиболее

информативные на данном этапе обучения модели, могут быть неприемлемыми с точки зрения ЛПР. Поэтому аппарат оптимального планирования эксперимента, на наш взгляд, даст свой эффект в режиме учений.

Алгоритм рекуррентного оценивания пары (\hat{a}_N, Q_N) (т.е. машинного обучения АМИ) приведен на рис. 3.35.

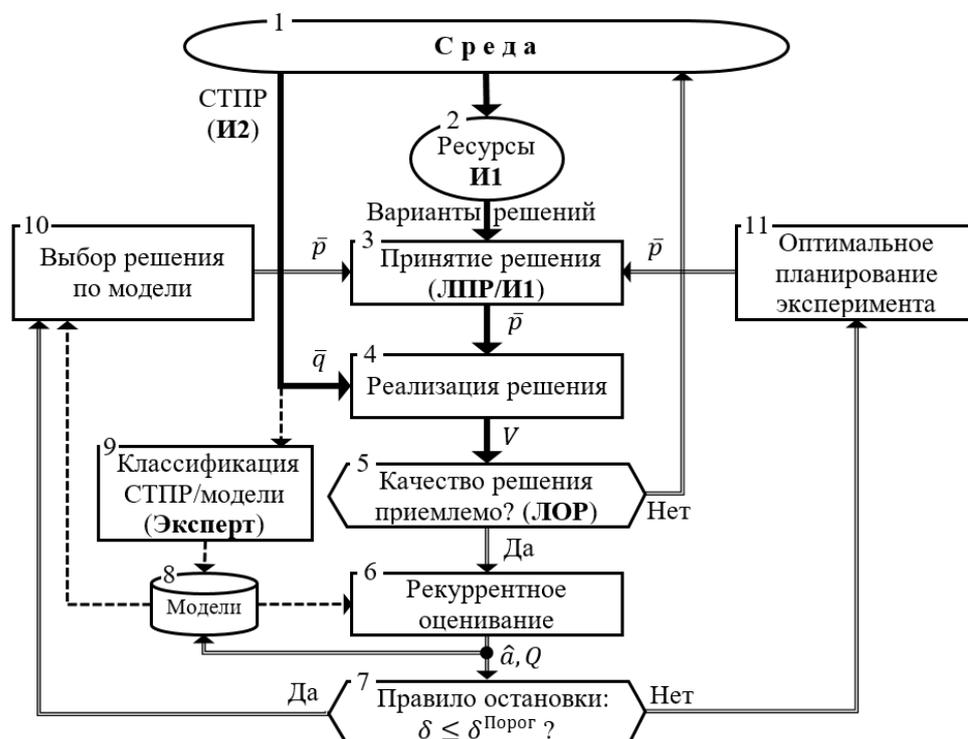


Рисунок 3.35 - Общая схема применения машинообучаемых моделей АМИ

На данной схеме показана логика взаимодействия отдельных элементов технологии применения машинообучаемых моделей АМИ.

Жирными стрелками показан контур традиционного принятия решений ЛПР в «ручном» режиме. В контексте рассмотренного примера спасения людей из горящего здания среда (природа) генерирует ситуацию, требующую принятия решения (СТПР), в которой природа, как второй игрок (И2), действует в соответствии со своей смешанной стратегией \bar{q} , выбирая чистые стратегии j в каждой партии игры. Второй игрок (И2, он же ЛПР), располагая определенными ресурсами (например, некоторым количеством звеньев ГДЗС - блок 2), имеет возможность реализовать некоторое множество чистых стратегий (вариантов решений). ЛПР/И1, полагаясь на свой опыт и интуицию, в каждой партии игры выбирает (принимает решение - блок 3) одну из своих чистых стратегий i , являющуюся (как можно предположить) реализацией его оптимальной смешанной стратегии \bar{p} .

Принятое решение реализуется в виде отдельных партий игры (блок 4), в результате которых получается интегральный эффект V . Такой цикл (из нескольких партий игры) может повторяться несколько раз при вновь возникающих СТПР.

Если используется технология применения машинообучаемых моделей для поддержки принятия решений, то принятые и реализованные решения могут быть использованы для решения обратной задачи на основе рекуррентного алгоритма (блок 6). В этом случае *лицо, оценивающее* принятое и реализованное решение (ЛОР), делает заключение (блок 5) о том, было ли решение приемлемым (хорошим, удачным, оптимальным). Если «Да», то выполняется очередной цикл рекуррентного оценивания (блок 6) параметров модели \hat{a}, Q , которые обновляют данные текущей модели в базе моделей (блок 8).

Предполагается, что СТПР могут относиться к различным категориям (типам) пожаров в зданиях (например, пожары в малоэтажных, многоэтажных зданиях и зданиях повышенной

этажности, пожары на том или другом этаже, пожары дневные и ночные и т.п.), в связи с чем база может содержать множество моделей различных типов. Поэтому, если данные наблюдения используются для машинного обучения, то *эксперт* выполняет классификацию текущей СТПР (блок 9) для определения необходимого типа модели, который и используется в блоке 6 при рекуррентном оценивании (см. пунктирные стрелки на рис. 3.35). В тех случаях, когда реализация решения показала, что оно было неприемлемым (блок 5 «Нет»), оно не участвует в обучении модели АМИ и следует ждать очередной СТПР.

Процесс машинного обучения модели продолжается до тех пор, пока качество модели не достигнет приемлемого уровня адекватности предпочтениям ЛПР/И1. Для этого существует *правило остановки* рекуррентной процедуры (блок 7), где выполняется сравнение (см. (3.87)) меры точности с ее пороговым (приемлемым) уровнем.

В том случае, когда модель признана адекватной («Да» в блоке 7), она может использоваться для поддержки принятия решений, для чего при очередной СТПР в блоке 10 для модели, соответствующей возникшей СТПР, решается прямая игровая задача, в результате чего вычисляется оптимальная смешанная стратегия ЛПР/И1 - \bar{p} . Она предлагается лицу, принимающему решение, для ее одобрения и реализации. Далее повторяется цикл, приведенный выше.

В том случае, когда правило остановки приводит к «Нет», необходимо ждать следующей СТПР (эта связь не показана на рис. 3.35) или, если есть такая возможность (обычно в режиме учений), то создается очередная СТПР, для которой выполняется оптимальное планирование эксперимента (блок 11), в результате которого формируется максимально информативный вектор оптимальной смешанной стратегии И1 - \bar{p} , который предлагается ЛПР для ее одобрения и реализации. Далее повторяется новый цикл управления.

Все три лица (эксперт, ЛПР, ЛОР), участвующие в схеме управления (рис. 3.35) могут быть представлены одним и тем же человеком, например, РТП, или разными людьми. Так, ЛОР и эксперт могут быть коллегиальными органами - например, группами экспертов или руководителями вышестоящих уровней управления.

Основные элементы приведенной схемы использования машинообучаемых игровых моделей проиллюстрируем на модельном примере.

3.2.5.4. Модельный пример управления процессом ликвидации пожара в многоэтажном здании

Рассмотрим несколько упрощенный вариант задачи, приведенной в п. 3.2.2. Платежная матрица игры приведена в табл. 3.15, где ее элементы отражают вероятность спасения людей [371, 372].

Таблица 3.15 - Платежная таблица игры с природой в задаче спасения людей из горящего здания

	s_1	s_2	s_3	s_4	s_5	p_i
d_1	0	0,833	0,50	0,833	1	0,375
d_2	1	0,50	0,75	0,75	0,75	0,625
q_j	0,25	0,75	0	0	0	0,625

Решение данной АМИ, путем ее сведения к задаче линейного программирования (ЗЛП), привело к тому, что оптимальные смешанные стратегии игроков $\bar{p} = [0,375 \ 0,625]^T$, $\bar{q} = [0,25 \ 0,75 \ 0 \ 0 \ 0]^T$, а цена игры $V = 0,625$. Эти параметры были приняты в качестве модельных в имитационном эксперименте, выполненном в среде *MS Excel*. На данных эксперимента проиллюстрированы: технология машинного обучения АМИ (на основе решения обратной задачи); работа правила остановки итерационного процесса оценивания; эффективность применения адаптивного подхода к управлению ликвидацией пожара.

В силу того, что активными чистыми стратегиями И2 являются s_1 и s_2 , будем использовать при моделировании редуцированную матрицу игры с парами чистых стратегий каждого из игроков, а это значит, что из всех платежей АМИ в любой партии игры платеж может принимать лишь одно из четырех значений, выделенных в табл. 3.15 жирным шрифтом.

Результаты расчетов (фрагмент) по формулам (3.84), (3.85) приведены в табл. 3.16. В силу больших размеров таблицы приведены лишь вычисления оценок платежного вектора $\hat{a} = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4]^T$ (или матрицы $A = \|a_{ij}\|_{22}$).

Таблица 3.16 - Имитация наблюдений за партиями АМИ и машинного обучения модели (фрагмент)

Партия N	Игрок 1		Игрок 2		Платеж V_N	Средний платеж	Скольльзящие оценки			p_1q_1	p_2q_1	p_1q_2	p_2q_2	a_{11}	a_{21}	a_{12}	a_{22}
	Сл.ч.	Ч.с.1	Сл.ч.	Ч.с.2			p_1	q_1	V	r_1	r_2	r_3	r_4	a_1	a_2	a_3	a_4
1	0,386	2	0,197	1	1	1											
2	0,791	2	0,076	1	1	1								0	0	0	0
3	0,076	1	0,44	2	0,833	0,944	0,333	0,667	0,944	0,222	0,444	0,111	0,222	0,678	1,356	0,339	0,678
4	0,846	2	0,957	2	0,5	0,833	0,333	0,333	0,778	0,111	0,222	0,222	0,444	0,663	1,327	0,368	0,736
5	0,776	2	0,252	2	0,5	0,767	0,333	0	0,611	0	0	0,333	0,667	0,664	1,329	0,367	0,734
6	0,421	2	0,311	2	0,5	0,722	0	0	0,5	0	0	0	1	0,665	1,33	0,829	0,501
7	0,219	1	0,362	2	0,833	0,738	0,333	0	0,611	0	0	0,333	0,667	0,665	1,329	0,83	0,501
8	0,026	1	0,847	2	0,833	0,75	0,667	0	0,722	0	0	0,667	0,333	0,664	1,329	0,832	0,501
9	0,291	1	0,017	1	0	0,667	1	0,333	0,556	0,333	0	0,667	0	0,017	1,652	0,829	0,502
10	0,053	1	0,507	2	0,833	0,683	1	0,333	0,556	0,333	0	0,667	0	0,013	1,654	0,829	0,502

В имитационном эксперименте разыграно 100 партий игры, в каждой из которых генерировались случайные числа, равномерно распределенные на интервале $[0; 1]$ - колонка «Сл.ч.», затем в соответствии с вероятностями применения 1-ым игроком каждой из чистых стратегий (см. табл. 3.15) определялась применяемая им чистая стратегия в каждой партии игры (колонка «Ч.с.1»), аналогично - для 2-го игрока (колонка «Ч.с.2»). В каждой партии игры по паре чистых стратегий игроков определяется платеж согласно табл. 3.15 (колонка V_N). В колонке «Средний платеж» вычисляется средняя величина платежа за все партии игры, который является оценкой цены игры и позволяет вести мониторинг ее сходимости к фактическому значению цены игры. В трех столбцах «Скольльзящие оценки» вычисляются текущие оценки вероятностей применения игроками своих чистых стратегий и среднего выигрыша И1 за несколько последних партий игры. В имитационном эксперименте скольльзящий интервал выбран длиной в три партии игры, поэтому данные измерений появляются лишь по результатам третьей партии. В табл.3.16 приведены лишь по одному элементу смешанных стратегий игроков, т.к. вторые элементы определяются как дополнения до единицы.

Скольльзящие оценки представляют собой результаты наблюдений за игрой и являются «исходным сырьем» для машинного обучения модели АМИ путем решения обратной задачи. На основании данных вероятностей формируется вектор $\bar{r} = [r_1 \ r_2 \ r_3 \ r_4]^T$, отражающий входные воздействия на объект (зеленая тонировка столбцов). Выходной реакцией объекта на эти входные воздействия являются скольльзящие платежи (столбец с синей тонировкой).

Результаты рекуррентного оценивания элементов платежного вектора (платежной матрицы) приведены в колонках, тонированных желтым цветом. В них на первом расчетном шаге в качестве начального задан нулевой вектор, как и принято в подобных рекуррентных алгоритмах оценивания. А в качестве начальной дисперсионной матрицы Q задана (в табл. 3.16 не показано) диагональная матрица с элементами главной диагонали $Q_{ii} = 1000$. Исследования показали, что увеличение этой величины практически не влияет на сходимость и качество оценок. Сходимость оценок элементов платежной матрицы к их фактическим (моделируемым) значениям показана на рис. 3.36, где на уровне 110 партии показаны фактические (моделируемые) значения параметров модели (партий в эксперименте было симитировано 100).

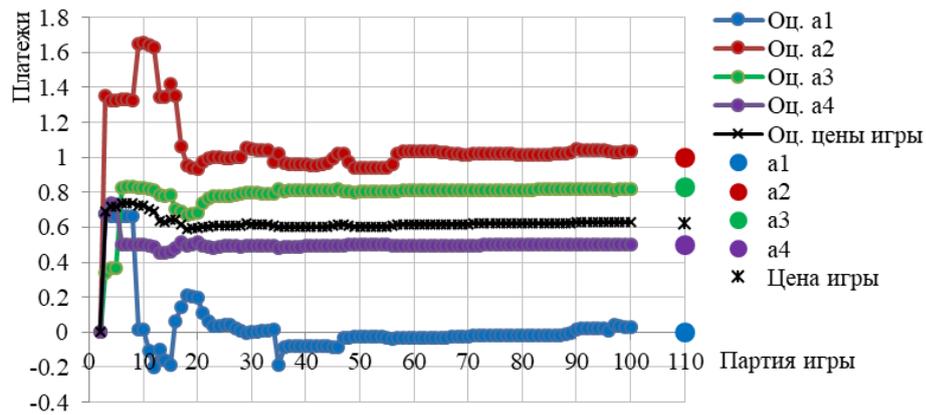


Рисунок 3.36 - Сходимость оценок платежной матрицы АМИ и цены игры в процессе одной из реализаций машинного обучения

Даже визуально очевидна хорошая сходимость оценок к их модельным значениям. Формальной мерой различия текущих и модельных значений оценок (невязка) была принята нормированная (доля от модельного) длина 4-х мерного платежного вектора. Величина изменения этой меры по партиям игры приведена на рис. 3.37.



Рисунок 3.37 - Невязка оценок АМИ относительно их модельных значений

Показано, что вектор оценок асимптотически приближается к вектору фактических значений платежной матрицы АМИ. Однако, эта мера не позволяет строить правило остановки при работе с реальными данными. При работе с реальными данными, как отмечалось выше, может быть использовано правило остановки, построенное при пошаговых изменениях вектора оценок (см. (3.86)). На рис. 3.38 приведен график изменения меры (3.86) для той же реализации модельных данных.

На рис. 3.38 приведена и степенная аппроксимация величины пошаговой невязки, по которой для порога в 0,15% определен 46-й шаг остановки, на котором условие остановки для данной реализации будет выполнено. Для порога в 1% остановка может быть выполнена уже на 14-ом шаге, при пороге в 2% остановка может быть на 9-ом шаге, а при пороге в 5% - остановка возможна уже на 5-ом шаге, т.е. начиная с 5-ой партии решения могут выбираться по модели и предлагаться лицу, принимающему решения, для утверждения или корректировки.

Шаг остановки, определенный по аппроксимирующей степенной функции будет, в свою очередь, случайной величиной, зависящей от объема наблюдаемой выборки. Поэтому при практическом использовании данного правила остановки следует аппроксимировать степенной функцией не отдельную реализацию, а ансамбль реализаций (полученных в результате имитационного моделирования для данного типа модели АМИ). Тогда степенная функция будет отражать свойства генеральной совокупности и не будет зависеть от значений конкретной реализации. В этом случае степенная функция даст возможность априори определить количество партий игры, необходимое для достаточного обучения модели АМИ, после чего обученная

модель может уже быть использована для поддержки принятия решений.

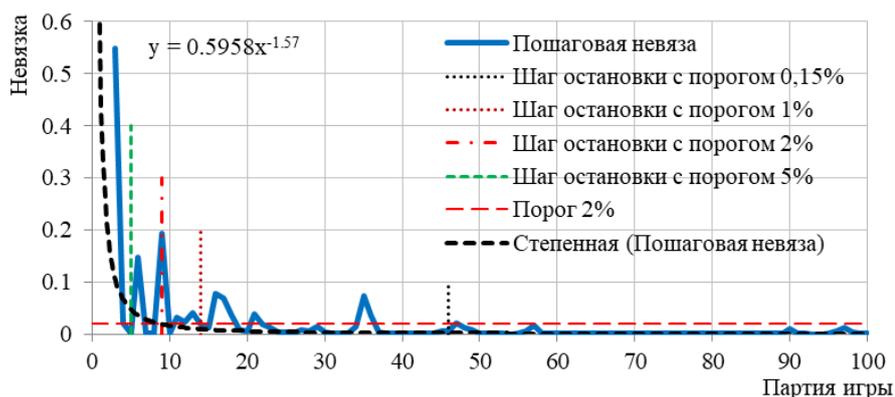


Рисунок 3.38 - Пошаговая невязка оценок платежной матрицы

Таким образом, выполненные имитационные эксперименты показали работоспособность предложенного алгоритма машинного обучения АМИ и технологии ее применения в системах поддержки принятия решений при эвакуации людей из горящего здания. Скорость обучения модели, полученная в имитационном эксперименте, достаточно высокая - если считать пошаговую невязку оценок платежной матрицы аналогом доверительной вероятности в статистическом оценивании (где уровень в 95% считается приемлемым), то ему соответствует величина невязки в 5%, при которой в имитационном эксперименте для обучения модели достаточно четырех партий игры, а начиная с 5-ой партии обученная модель уже может быть использована для поддержки принятия решений.

Выводы по главе 3

1. Анализ статистических данных показал значимую зависимость величины ущерба от продолжительности отдельных фаз и от пожара в целом. Поэтому на всех стадиях ликвидации пожара руководителю тушения пожара (РТП) важно иметь прогноз времени окончания фаз ликвидации пожара для принятия адекватных и эффективных управленческих решений. В качестве инструмента такого прогнозирования предложено использование аппарата марковских цепей.

Представлено формализованное описание стадий ликвидации пожара в виде марковской цепи на основе использования статистических данных о временных характеристиках реагирования и фаз ликвидации пожара, определенных в техническом регламенте пожарной безопасности.

Предложен рекуррентный алгоритм обработки пожарной статистики, реализующий машинное обучение марковской модели. Модели позволяют оценивать как общую продолжительность процесса ликвидации пожара, так и время завершения той или иной фазы для заданного уровня доверительной вероятности.

2. Выполнены исследования качества марковских моделей, в частности, проанализированы:

2.1. Зависимость средней ошибки прогноза от уровня ошибки измерения вероятностей состояний марковской цепи (построены уравнения линейной и нелинейной регрессии). На основании имитационного моделирования показано, что если, например, уровень ошибки измерений составит 23-27% от фактического значения, то погрешность вычисленных значений предельных состояний марковской цепи (прогноза) составит не более 10-12%, при меньших ошибках - пропорционально меньше.

2.2. Зависимость скорости сходимости пошаговых вероятностей состояний к предельным значениям (определяющим текущий прогноз) от величины элементов переходной матрицы. Показано, что меньшим значениям диагональных элементов матрицы соответствует более быстрый переход к предельным состояниям и наоборот, что и определяет соответствующие

значения прогноза времени окончания отдельных фаз и пожара в целом.

2.3. Зависимость точности оценивания параметров марковской цепи (в процессе обучения модели) от объема выборки. Исследование показало, что достаточным можно считать 50-60 шагов, поскольку от дальнейшего роста объема выборки точность практически не зависит.

2.4. Влияние длины интервала времени, соответствующего одному шагу марковской цепи на другие характеристики модели. Показано, что длина шага является одним из важных параметров модели, влияющим не только на точностные характеристики модели, но и определяющим рациональный шаг (периодичность) мониторинга процесса ликвидации пожара и принятия решений по его результатам. Как показали исследования, периодичность мониторинга и принятия решений в 1-5 минут, являются наиболее предпочтительными, а в этом диапазоне изменение точностных характеристик модели не существенны.

3. На основе предложенного подхода к моделированию развития фаз пожара с помощью марковских цепей и с использованием байесовских оценок предложен алгоритм выбора оптимального ранга пожара (с учетом выявленных регрессионных зависимостей видов ущерба от продолжительности пожара), позволяющий, в отличие от других, выбирать ранг с учетом объемов возмещения пострадавшим по видам ущерба. На модельном примере с использованием исходных данных, близких к реальным, проиллюстрирована технология реализации предложенного алгоритма.

4. Формализована задача управления выбором ранга пожара на основе расширенного вида марковских моделей - *управляемых марковских цепей* (УМЦ), содержащих кроме матриц вероятностей перехода еще и матрицы платежей. В данном классе моделей предложено рассматривать в качестве состояния марковской цепи - уровень сложности пожара. Процедура выбора оптимального решения (ранга пожара) с помощью УМЦ представлена в виде стратегии как условного оператора, зависящего от текущего состояния. Для оценивания состояния предложен алгоритм экспертной процедуры, построенный на основе парных сравнений. Показано, что при использовании УМЦ в управлении процессом ликвидации пожара, как и многих других оптимизационных моделей, возникает априорная и текущая неопределенность в части целевых (платежных) функций.

5. Поставлена и формализована задача преодоления неопределенности целевых функций в УМЦ на основе методов машинного обучения путем решения обратной задачи, позволяющей, в отличие от других способов использования УМЦ, учесть позитивный опыт ЛПР в управлении процессом ликвидации пожара. Разработан алгоритм рекуррентного оценивания параметров УМЦ по статистическим данным принятия решений в прошлом. На модельных примерах показана эффективность машинного обучения УМЦ.

6. Предложены алгоритмы машинного обучения матричных игр с природой, используемых для поддержки принятия решений при управлении эвакуацией людей из горящего здания. В данном классе моделей, как в УМЦ и в транспортных моделях, при попытках их традиционного использования в системах поддержки принятия решений, возникает априорная и текущая неопределенность. Для игровых моделей разработан алгоритм их машинного обучения на основе решения обратных задач, позволяющий, в отличие от традиционных технологий использования моделей в системах поддержки принятия решений, адаптироваться к системе предпочтений опытных ЛПР. Предложена рекуррентная процедура оценивания элементов платежных матриц игр с природой по статистическим данным наблюдений за принятием решений в аналогичных ситуациях в прошлом. Полученные таким образом платежные матрицы являются накопителями положительного опыта принятия решений ЛПР и могут быть использованы в дальнейшем в системах поддержки принятия решений. Предложенная технология машинного обучения позволяет переобучать модели в нестационарных условиях, т.е. в случаях изменения внешних обстоятельств или предпочтений ЛПР.

7. Исследованы свойства алгоритма решения обратных игровых задач. На модельных примерах показана работоспособность рекуррентных процедур и эффективность предложенного правила остановки итерационного процесса оценивания параметров игровой модели.

Глава 4. Модели и алгоритмы машинного обучения робототехнических систем, применяемых при локализации и ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций

4.1. Современное состояние применения робототехнических систем при ликвидации пожаров и ЧС в отечественной и зарубежной практике

4.1.1. Анализ функциональных возможностей робототехнических систем, используемых при ликвидации пожаров и ЧС

По мнению Б. Гейтса [495], в наше время робототехника развивается так же стремительно, как и вычислительная техника в начале 80-х годов. Развиваются как технические средства (механика, кинематика, захваты, сенсорика и др.) на основе использования современных материалов, приводов, средств связи и телекоммуникаций, так и интеллект роботов - с применением мощных компьютеров (в том числе и суперкомпьютеров), нейросетевых технологий, биологически инспирированных принципов построения и обучения робототехнических систем.

Количество прикладных направлений использования робототехнических систем (РТС) уже на сегодня измеряется сотнями [470]. Среди них значительную долю составляют роботы, ориентированные на выполнение и поддержку операций по ликвидации пожаров и ЧС.

В условиях лавинообразного развития робототехники в самых разных теоретических и прикладных направлениях, казалось бы, сложно делать прогноз, но в работе [495], выполненной большой международной группой ученых, приведен форсайт, показывающий состояние и перспективы в этой очень динамичной отрасли знаний. На рис. 4.1 приведена трехуровневая схема основных элементов, направлений развития и проблем этой отрасли.

1-й уровень:

1. Новые материалы и технологии производства элементов роботов.
2. Биоинженерные и биогибридные роботы.
3. Энергоемкость и мощность источников.
4. Группы роботов, рой микророботов, их взаимодействие и поведение

2-й уровень:

5. Навигация, разведка, адаптация к среде и самообучение автономных роботов.
6. Искусственный интеллект для роботов.
7. Нейрокомпьютерный и другие интерфейсы человека и робота.
10. Проблемы этики и безопасности людей в среде обитания с роботами.

3-й уровень:

8. Социальное взаимодействие роботов с людьми, обучение роботов.
9. Робототехника сред: космическая, подводная, медицинская.

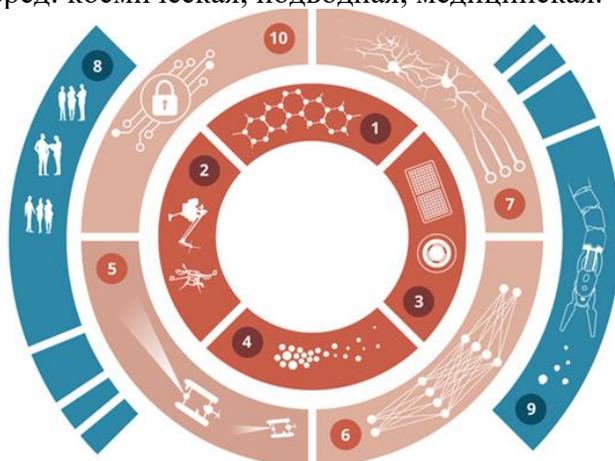


Рисунок 4.1 - Три уровня иерархии проблем робототехники

Эти проблемы актуальны для самых различных сфер применения РТС, в том числе и для обеспечения комплексной безопасности людей и экономических субъектов. При ликвидации пожаров и ЧС использование безлюдных технологий с использованием РТС позволяет действовать в условиях повышенной опасности и высокого риска, минимизируя возможный ущерб для личного состава.

Некоторым аспектам проблем, отмеченных в группах 4, 5, 6 применительно к задачам ликвидации пожаров и ЧС, посвящены исследования, представленные в данной главе работы.

Руководством МЧС России была принята Концепция развития РТС до 2030 года [43, 270, 283, 353, 386, 408, 409], в соответствии с которой разработки новинок будут проводиться по трем направлениям - развитие:

- подводных комплексов;
- пожарных;
- систем радиационной химической и биологической защиты.

Еще одно важное направление развития - совершенствование пожарно-спасательных технологий, основанных на применении робототехнических комплексов *с адаптивными системами искусственного интеллекта*, работающих в единой информационно-управляющей сети.

Существует большое количество признаков, по которым производится классификация РТС [386, 470]. По группам выполняемых задач, укрупненно, РТС, применяемые в целях МЧС, можно разделить на следующие типы:

1. *Легкие*. Как правило, это разведывательные РТС, выполняющие функции разведки и мониторинга. Они обычно оснащены видео и аудио аппаратурой, специальными средствами анализа воздуха и почвы. Они, как правило, имеют небольшую массу и габариты, обычно на аккумуляторах с ресурсом в несколько часов и дальностью связи до нескольких сот метров.

2. *Средние*. РТС этого типа достаточно мобильные и могут выполнять отдельные незначительные по необходимым усилиям виды аварийно-спасательных работ.

3. *Тяжелые*. Этот тип роботов выполняет основной объем аварийно-спасательных работ по ликвидации последствий пожаров и других видов ЧС. Они, как правило, построены на базе какого-либо существующего типа пожарных автомобилей или другой техники, управляемой непосредственно водителем.

Рассмотрим некоторые типичные варианты современных РТС этих трех категорий, которые как прототипы потенциально могут быть использованы в составе гетерогенных групп автономных мультиагентных РТС (МРТС) после соответствующего дооснащения их соответствующим оборудованием и программными средствами на основе предложенных в этой главе алгоритмов обучения.

Наземные мобильные робототехнические комплексы

Некоторые из мобильных робототехнических комплексов (МРК) и платформ отечественного и зарубежного производства легкого класса, предназначенные для выполнения задач разведки местности и мониторинга, приведены на рис. 4.2, а их основные характеристики - в табл. 4.1.

В колонке «Масса» табл. 4.1 указана масса робота + масса полезной нагрузки. Некоторые из приведенных роботов (Капитан, Курсант, TALON) производятся как платформы, которые пользователем дооснащаются необходимым оборудованием.

Так мобильная робототехническая платформа (МРП) Капитан (разработка ЦНИИ РТК [419] - 2017 г.) - современная унифицированная платформа, позволяющая производить замену полезной нагрузки менее чем за 30 секунд. Количество разработанного для него оборудования на сегодня - более 15 единиц, в том числе - многостепенный манипулятор, система видеонаблюдения с модифицируемой структурой, инженерные инструменты и др. Специальная система поворотных гусеничных секций существенно повышает его проходимость, позволяя, в том числе, преодолевать ступеньки лестничных маршей. На рис 4.3 приведена типовая конфигурация из нескольких МРП Капитан.

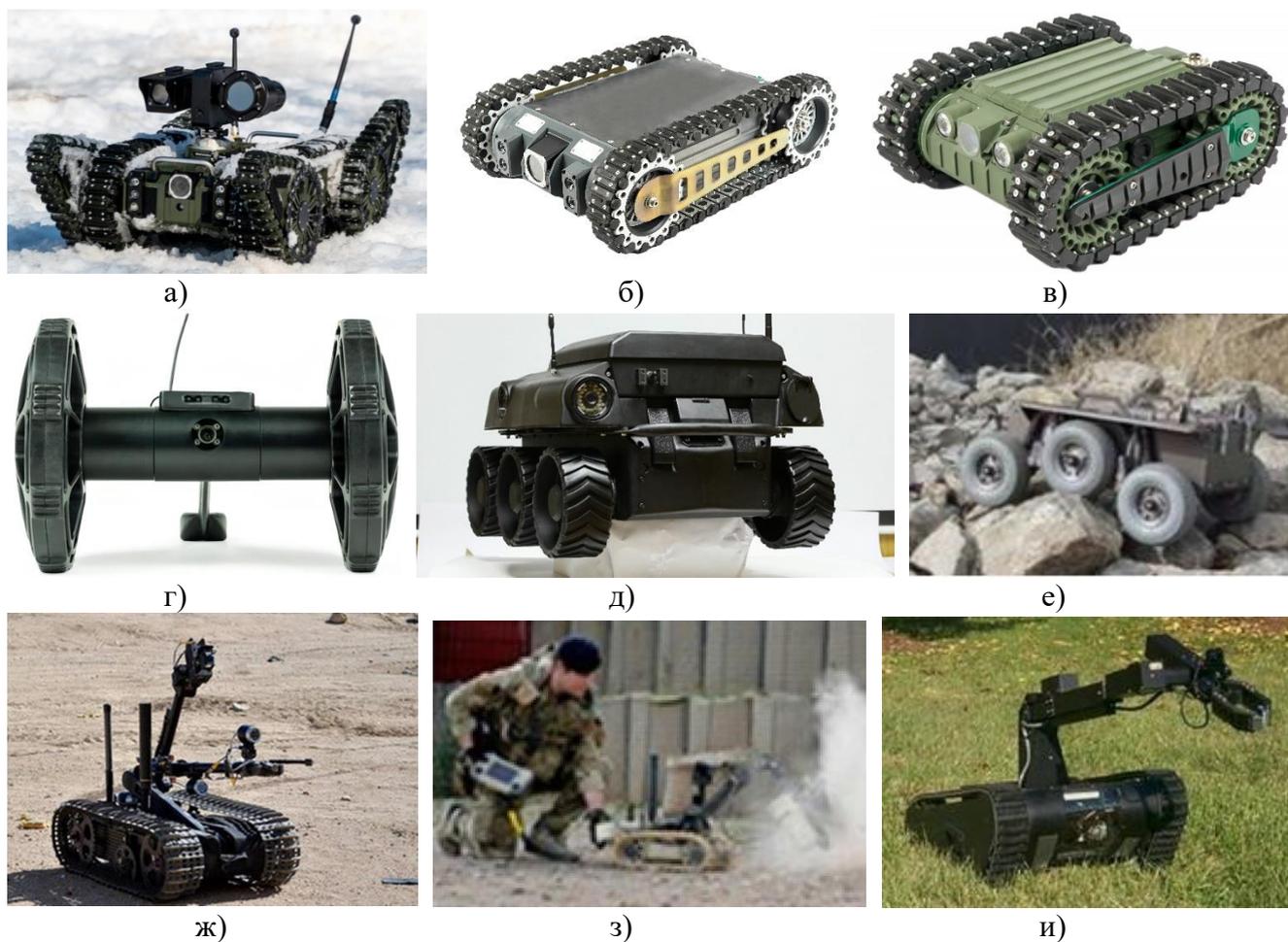


Рисунок 4.2 (окончание) - Малогабаритные роботы и платформы разведки:
 а) Капитан; б) Курсант; в) Кадет; г) Юла-2; д) Пластун; е) Mini Crusher;
 ж) TALON; з) Dragon Runner 10; и) Matilda II

Таблица 4.1 - Характеристики малогабаритных (легких) роботов разведки

Наименование	Страна	Размеры (ДхШхВ), см	Ходов. часть	Масса, кг	Макс. скорость, м/с	Макс. дальность, м	Время автономн. работы, ч
Капитан	РФ	62×46,5×21,5	гусен.	35+20	1,5	500-1200	4-8
Курсант	РФ	45×35×15	гусен.	15+10	1	200-400	2
Кадет	РФ	25×21,5×9	гусен.	2,5+2	1,5	100-300	1-4
Юла	РФ	26×19×14	2 кол.	0,7+0,3	0,5	100-200	2
Кот	РФ	33×29×13,2	4 кол.	4,15	0,74	550	2
Пластун	РФ	86×77,5×45,5	6 кол.	65	2,5	1000	4
Mini Crusher	США	76×51×30	6 кол.	56,7+45	6,7		
TALON	США	0,86×0,57×-	гусен.	52+45	2,28	800	
Dragon Runner 10	США	31×42×15	гусен./ 4 кол.	5+4,5	1,78		3
Matilda II	США	76×53×-	гусен.	27,6	0,89	700	10

МРП Курсант (ЦНИИ РТК, 2016 г.) - платформа более легкого класса, имеющая унифицированную систему крепления различных функциональных модулей (видеонаблюдения, навигации, ориентации, мини-манипулятор и др.).

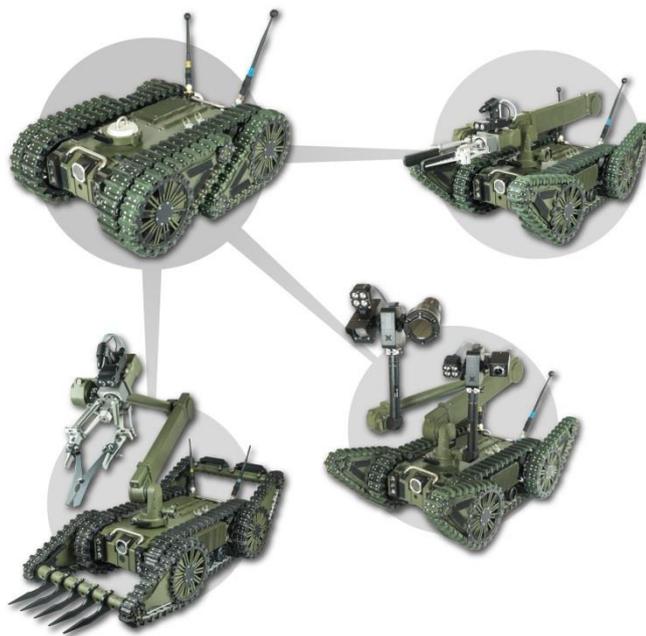


Рисунок 4.3 - Одна из конфигураций МРТС, построенных на базе МРП Капитан

Мобильный робот (МР) Кадет (ЦНИИ РТК, 2016 г.) - малогабаритная робототехническая платформа, предназначена для проведения в условиях города или промышленных зон проводить аудиовизуальную разведку. Он обладает ударопрочной конструкцией, что дает возможность, без ущерба для функциональности, забрасывать его в помещения через окна и двери.

МР Юла-2 (ЦНИИ РТК) - малогабаритный забрасываемый робот, может сбрасываться с БПЛА с высоты до 10 м. Предназначен для обследования городской местности, подвалов и промышленных зон (имеет видеокамеру, микрофон, осветитель).

Вторая группа роботов, которая может быть использована в гетерогенных МРТС — это операционные роботы, способные выполнять при удаленном управлении технологические операции пожаротушения, перемещения грузов, обработки местности или объектов специальными веществами и реагентами [283]. Роботы этой группы имеют соответствующее навесное оборудование - баки с пенообразователем или специальными веществами, клешни-манипуляторы, ковши и т.п. Эта группа роботов относится к классу средних.

Энергетическая установка таких роботов может быть электрической (с питанием от аккумулятора или по кабелю) или оснащена двигателем внутреннего сгорания. На рис. 4.4 приведены некоторые роботы такого типа, а в табл. 4.2 - некоторые их характеристики.

В числе роботов, предназначенных для МЧС и оборонных применений в России разрабатываются роботы серии МРК (разработчик - МГТУ им. Н.Э. Баумана) на гусеничном ходу.

МРК-РП - пожарный робот, способный тушить водой и пеной в различных режимах. Дальность тушения различными устанавливаемыми модулями: водяной струи - до 5-15 м., пеной - 5-10 м., порошком - 6 м. оснащен манипулятором и захватом, видеокамерами и осветительным оборудованием.

На платформе МРК-27 на гусеничном ходу с электроприводом (см. табл. 4.2) было создано несколько роботов для задач МЧС:

МРК-27ВУ - поиск, уничтожение, эвакуация взрывоопасных предметов и проведение других взрывотехнических работ в зонах ЧС;

МРК-27Х - оснащен оборудованием для работы в зонах химического заражения (экспресс-анализ проб жидкости, грунта, воздуха); имеет манипулятор для укладки опасных предметов в спецконтейнер;

МРК-27МА - оснащен оборудованием для работы в зонах радиационного заражения.

МРК-46М - был создан [353] для ликвидации радиационных аварий. Он оснащен манипулятором, фронтальным погрузчиком, видеокамерами. Питание - по электрокабелю.

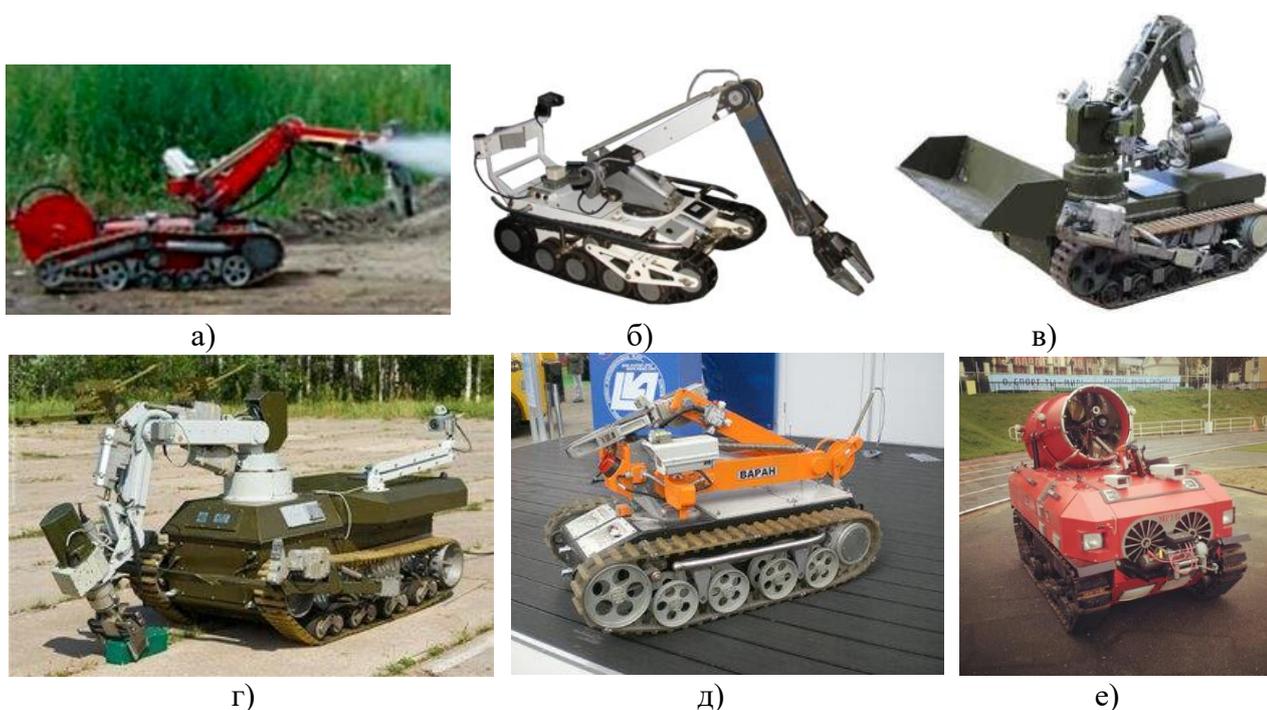


Рисунок 4.4 - Пожарные роботы среднего класса: а) МРК-РП; б) МРК-27; в) МРК-46М; г) МРК-61; д) Варан; е) МРУП-Каскад

Таблица 4.2 - Характеристики роботов среднего класса для ликвидации пожаров и ЧС

Наименование	Страна	Размеры (ДхШхВ), см	Ход. часть	Масса, кг	Макс. скор., м/с	Максим. дальность, м	Время автономн. раб., ч
МРК-РП	РФ	130×70×80	гусен.	230-360	1	200-1000	4
МРК-27	РФ	112×71×65	гусен.	170-210	0,5	200-500	4
МРК-46М	РФ	234×114,6×132	гусен.	650+100	0,5	200-2000	4
МРК-61	РФ	250×115×101	гусен.	800	4	300-1000	4
Варан	РФ	120×70×70	гусен.	190+50	0,5	185	4
МРУП-Каскад	РФ	250×150×200	гусен.	2500	2,78	2000	8

МРК-61 - предназначен для выполнения аварийно-спасательных работ при радиационном и/или химическом заражении местности, может выполнять погрузочно-разгрузочные работы.

МРУП-СП-Г-ТВ-У-40-17КС (Каскад) - используется для пожаротушения в зонах повышенного риска для людей (критически важные объекты, туннели, метро, производственные и складские помещения, лесные пожары, а также в местах радиационного или химического заражения).

Существует также большое количество зарубежных РТС с аналогичными характеристиками, применяемых в том числе в целях ликвидации пожаров и ЧС [280].

Третья группа РТС - тяжелого класса [269, 270, 314]. В нее входят роботы, построенные на базе стандартной автомобильной техники, но без водителя, либо специальные РТС, имеющие близкие к ним массогабаритные характеристики. Некоторые из них приведены на рис. 4.5, а характеристики - в табл. 4.3.

Пожарный робот Ель-4 оснащен манипулятором, позволяющим ему тушить пожар в труднодоступных местах.

Ель-10 может доставлять большой объем огнетушащих веществ (около 6 т), имеет фронтальный нож и схват, может перемещать грузы массой до 1 т.



Рисунок 4.5 - Пожарные роботы тяжелого класса: а) Ель-4; б) Ель-10; в) Уран-14

Таблица 4.3 - Характеристики роботов тяжелого класса для ликвидации пожаров и ЧС

Наименование	Страна	Размеры (ДхШхВ), см	Ходов. часть	Масса, кг	Макс. скор., м/с	Макс. дальность, м	Время автономн. работы, ч
Ель-4	РФ	365×200×198	гусен.	7200	2,78	2000	н/д
Ель-10	РФ	669×250×292	гусен.	16400	1,4	1500	н/д
Уран-14	РФ	380×218×202	гусен.	14000	3,33	1000	н/д

Уран-14 имеет емкость для воды в 2 т и для пенообразователя - 600 л. Фронтальный нож и схват могут перемещать грузы при разборе завалов в местах пожаров и ЧС.

Беспилотные летательные аппараты (БПЛА)

Кроме приведенной выше роботизированной наземной техники, используемой при ликвидации пожаров и ЧС, в последнее время существенную роль стали играть воздушные роботы - беспилотные летательные аппараты (БПЛА) самолетного и мультикоптерного типов (дроны) [132, 189, 201, 261, 410, 429].

Некоторые отечественные БПЛА трех классов по характеристикам времени пребывания в воздухе и дальности полета приведены на рис. 4.6 и в табл. 4.4.



Рисунок 4.6 - БПЛА легкого (а), среднего (б) и тяжелого (в) классов

Основные функции БПЛА, используемых в интересах МЧС, заключается в разведке и мониторинге. В связи с этим все они оснащены аппаратурой фото и видеосъемки и могут быть использованы в составе мультиагентных РТС вместе с наземными роботами.

Таблица 4.4 - Характеристики БПЛА

Наименование	Страна	Размах крыльев, см	Дальность, км	Вес, кг	Скор., км/ч	Время автономной работы, ч
Инспектор 101	РФ	0,3	44	0,25	72	0,6
Инспектор 601	РФ	5,2	900	120	210	7
Иркут 850	РФ	23	200	860	270	12

4.1.2. Проблемы и задачи управления робототехническими системами в составе сил и средств ликвидации пожаров и ЧС

Как отмечается в ряде аналитических работ [206, 386, 408-410] по использованию РТС при ликвидации пожаров и ЧС, основными их целями являются следующие:

- повышение боевых возможностей подразделений МЧС;
- снижение человеческих потерь (среди личного состава и населения);
- снижение необходимой для решения боевых задач численности личного состава;
- снижение времени ликвидации пожаров и ЧС;
- снижение прямого материального ущерба (и других видов ущерба) от пожаров и ЧС.

Эти цели порождают следующие группы задач [27, 232, 408-410], которые следует решать с помощью РТС:

- разведка (и мониторинг) зоны ЧС, в т.ч. химическая, радиационная, биологическая;
- выполнение транспортно-логистических работ по обеспечению работ в зоне ЧС, а также погрузочно-разгрузочные работы;
- проведение монтажно-демонтажных работ средствами многостепенных манипуляторов, захватов и другого навесного сменного оборудования;
- работы по обработке почвы, строений, машин и оборудования в зоне ЧС;
- поиск людей, пострадавших и потерявшихся при ЧС;
- экстренная доставка медикаментов, продуктов и других вещей первой необходимости;
- восстановление электросетей и связи;
- выполнение всех стадий ликвидации пожаров, включая разведку, локализацию, ликвидацию, а также ликвидацию последствий пожара.

Как отмечается во многих публикациях, отражающих технику использования РТС в интересах МЧС, несмотря на достаточно большое разнообразие роботов самых различных классов, производимых как за рубежом, так и в России [470], существует еще большое количество проблем их применения [27, 43, 189, 270, 283, 386], не позволяющих существенно повысить с их помощью эффективность ликвидации пожаров и ЧС.

Среди проблем отмечаются следующие:

1. Роль человека в процедурах ликвидации пожаров и ЧС все еще остается чрезмерно большой, что создает высокие риски для личного состава [335, 386]. Безлюдные технологии все еще далеки от реализации.

2. Роботы, в подавляющем большинстве случаев, все еще остаются манипуляторами в руках операторов, имеют низкий уровень автоматизации и интеллектуализации [283], а это значит, что от квалификации операторов зависит не только эффективность боевых операций, но и сохранность робототехнических средств.

3. Роботы в недостаточной степени используются в организации разведки, проведении мониторинга и в последующем контроле беспилотных летательных аппаратов [410], хотя в ряде прикладных областей их использование придает операции новое качество.

4. Практически не используется синергетический эффект от применения при ликвидации пожаров и ЧС групп роботов (гомогенных или гетерогенных) [232, 410].

5. Отсутствуют исследования применительно к сфере деятельности МЧС по такому развивающемуся в последнее время направлению, как коллаборативная робототехника [439, 440], что могло бы минимизировать риски гибели или травмирования личного состава и населения в процессе ликвидации пожаров и ЧС.

6. Имеются сложности погрузки и транспортировки РТС среднего и тяжелого классов к месту ЧС, что снижает эффективность их применения.

Перечисленные цели и проблемы порождают некоторые важные задачи, решение которых позволило бы получить значимый положительный эффект. Отметим следующие:

- определение круга моделей и алгоритмов, позволяющих минимизировать участие человека в управлении РТС без потери интегральной эффективности их функционирования;
- построение эффективных алгоритмов распределения ресурсов, которыми располагают

отдельные РТС или их группы для обеспечения максимальной автономности их работы при выполнении боевых задач;

- выбор принципов и построение эффективных алгоритмов взаимодействия роботов друг с другом и с человеком в составе гомогенных или гетерогенных групп в режиме коллаборации.

4.1.3. Особенности подхода к решению прикладных задач применения робототехнических систем при ликвидации пожаров и ЧС

В настоящее время для обеспечения пожарной безопасности при ликвидации пожаров и ЧС в основном используются отдельные мобильные роботы, как правило, управляемые дистанционно в режиме манипуляторов [470]. Такие роботы не могут решать эффективно стоящие сегодня перед ними задачи. Появляется все больше работ [314, 316, 335, 386, 408, 409, 429], указывающих на необходимость разработки и внедрения в повседневную практику МЧС РТС, имеющих:

- высокую степень автономности;
- способность функционировать в составе группы (гомогенной или гетерогенной).

Проблемам работы автономных РТС посвящено достаточно много работ [253, 262, 324, 439], что связано не только с ограниченностью ресурсов источников энергии, но также и с динамикой окружающей среды, с нестационарностью целевой обстановки и других ограничений.

Группа роботов или мультиагентные робототехнические системы (МРТС) придают РТС новые свойства [169, 232, 262, 298], обеспечивая синергетический эффект и повышение боевого потенциала за счет следующих факторов:

- сокращение общего времени выполнения комплекса операций;
- эффективное расходование энергетических и других ресурсов каждого отдельного робота за счет оптимального распределения потребностей в ресурсах группы;
- обеспечение высокой надежности за счет того, что каждой из функций владеют и другие роботы в группе;
- сетевая структура коммуникаций в группе роботов обеспечивает и высокую вероятность сохранения связи с управляющим центром робототехнического комплекса;
- минимизируется доза воздействия деструктивных факторов за счет меньшего пребывания каждого из них в опасных зонах;
- более объективное представление о текущей обстановке в зоне ЧС за счет измерения параметров ситуации из нескольких точек пребывания отдельных роботов;
- повышаются функциональные возможности выполнения операций за счет возможности формирования гетерогенных групп;
- возможность совместного использования наземных и воздушных роботов.

Однако, использование роботов в группах выдвигает и новые задачи, в частности:

- а) задачи координации их взаимодействия для обеспечения эффективной работы каждого из них при достижении поставленных целей (например, избежание столкновений);
- б) задачи распределения совместно используемых ресурсов (например, общего операционного пространства, общих запасов воды при тушении пожара и т.п.).

Вместе с тем технологии применения МРТС сталкиваются с рядом проблем и выдвигают новые задачи исследования [169], в частности:

- существующий на сегодня недостаточный уровень автономности отдельных роботов;
- отсутствие эффективных интеллектуальных интерфейсов работы операторов с группой роботов;
- отсутствие отработанных и эффективных алгоритмов устойчивой автономной работы МРТС и др.

Контекстом применения машинообучаемых моделей в РТС, рассматриваемых в данном и в следующем разделах, является ЧС, в которой имеется рабочая зона с очагами ЧС (химического, радиоактивного, бактериологического заражения или пожара) [23].

Цель использования РТС состоит в исследовании рабочей зоны с последующим

определением маршрутов безопасной эвакуации людей. Для этого формируется гетерогенная группа роботов, состоящая из подгрупп роботов, специализирующихся на выполнении, в частности для зон заражения, таких задач, как:

- 1) выявление очагов возгорания/заражения;
- 2) определение параметров очагов возгорания;
- 3) маркировка эпицентров и границ допустимых уровней пожароопасности / заражения;
- 4) определение маршрутов безопасной эвакуации людей из рабочей зоны;
- 5) мониторинг динамики изменения параметров заражения рабочей зоны;
- 6) ликвидация последствий ЧС (дегазация, дезактивация, разбор завалов, проделывание проходов, сбор и локализация загрязнений, земляные и дорожные работы и др.).

В такой мультиагентной РТС (МРТС) каждый робот является агентом со своим набором функций (реализуемых навесным оборудованием), системой коммуникации и бортовым компьютером. Координация работ в МРТС может быть организована по-разному. Существуют проекты, в состав МРТС которых входит более 3000 агентов [451], содержащих, как правило, однотипные роботы, выполняющие простые действия. Но следует отметить, что реакция подобных групп (роев) очень высокая, что дает основание считать возможным применение МРТС и для ликвидации быстропротекающих ЧС типа пожаров.

В состав МРТС входят агенты-роботы, оснащенные специализированным оборудованием различных типов. Центр супервизорного управления (ЦСУ) группой роботов формирует комплексное задание, которое затем разбивается на отдельные работы (задания), лежащие в «сфере компетенций» того или иного типа роботов. Одна из основных функций ЦСУ - оптимальное распределение заданий между роботами группы в целях эффективного решения комплексного задания. Таким образом, ЦСУ решает распределительные задачи и формирует команды управления коллективом роботов, а также обрабатывает информацию, получаемую роботами из среды в процессе выполнения заданий.

Особенность машинного обучения отдельного робота, или роботов в составе группы, заключается в том, что параметры целевой функции оптимального распределения заданий априори неизвестны. Поэтому, в рамках предлагаемого в данном разделе подхода, основанного на машинном обучении роботов, «боевой» работе РТС/МРТС должна предшествовать стадия обучения отдельного робота или группы опытным оператором в режиме тренировки на полигоне или в условиях симуляции на компьютере. Важным здесь является то, что опытный оператор при решении задачи управления (принятия решений) в процессе многократно возникающих ситуаций, требующих принятия решений, делает выбор, принимая во внимание лишь ему известные факторы и обстоятельства (в управлении, на стадии обучения, может участвовать и группа операторов/экспертов). Тогда машинное обучение РТС/МРТС является актом переноса персонального опыта оператора в параметры модели, а значит обученная модель является аппроксимацией предпочтений оператора, как лица, принимающего решения (ЛПР).

После достаточного обучения модели она может выступать в качестве ядра системы автономного функционирования РТС/МРТС. По настроенной модели в реальной обстановке задания могут распределяться по схеме супервизорного (для группы) или децентрализованного (для отдельного робота) управления. В том случае, если операционная среда или состав МРТС существенно изменяется, модель может быть вновь перенастроена оператором и передана в систему управления для замены ее предыдущей версии. Эти два контура управления: модель-роботы и оператор-модель могут функционировать независимо, каждый в своем темпе.

Характерными особенностями рассматриваемых задач и соответствующих им моделей являются следующие предпосылки.

РТС/МРТС должна эффективно решать возложенные на них задачи (распределения ресурсов, заданий, прокладки маршрута и др.) с некоторой регулярной или случайной периодичностью.

Внешняя среда РТС/МРТС порождает ситуации, требующие принятия решений (СТПР), что в рассматриваемом контексте означает необходимость решения задачи управления (принятия решения). Инициатором решения задачи может быть и РТС в случае выполнения некоторых

условий, например, когда уровень заряда источника энергии (или другого ресурса) достиг критического порога.

Эффективность работы РТС не может быть измерена единственным скалярным показателем [316, 335, 366]. Весь необходимый набор показателей эффективности не может быть выявлен и формализован априори, т.е. на этапе проектирования, настройки, подготовки к выполнению задания.

Среда управления может быть нестационарной, т.е. в процессе выполнения задания могут изменяться не только ограничения, но и состав управляемых переменных и целевых предпочтений ЛПР. При этом, несмотря на то, что РТС работает в интересах ЛПР, нестационарность может исходить от него в виде изменения системы предпочтений (целевых функций). Высокая автономность обученных РТС/МРТС приводит к тому, что у оператора нет необходимости управлять движением платформы, а достаточно, в случае необходимости, посылать укрупненные команды, например, о смене одного режима на другой.

Поскольку в настоящее время нет РТС/МРТС, соответствующих приведенным предпосылкам [470], то в качестве прототипов, обладающих характеристиками, позволяющими выполнять рассматриваемый круг задач ликвидации ЧС, будем считать РТС, приведенные выше при условии дооснащения их предлагаемыми в данной работе машинообучаемыми моделями.

В рамках функционирования МРТС, помимо задач, решаемых группой роботов совместно и скоординированно, существует множество задач, которые решаются каждым отдельным роботом этой группы. Так, каждый робот может прокладывать маршрут из начальной точки в конечную, распределять свои ресурсы, например, энергетические и т.п.

4.2. Методы и алгоритмы машинного обучения моделей управления автономными роботами, входящими в состав мультиагентных групп

4.2.1. Алгоритм машинного обучения модели планирования операций роботов в составе мультиагентной группы на основе модели линейного программирования

В данном подразделе, в контексте оптимизационных задач математического программирования, структурно адекватных большому числу ситуаций выбора управленческих решений [79, 101, 108, 109, 111], показана технология адаптации таких моделей к текущим предпочтениям ЛПР (оператора РТС). При этом от ЛПР не требуется формально представлять тот вектор критериев, который «сидит у него в голове». Алгоритмы настройки лишь подстраивают скалярную целевую функцию (ЦФ), аппроксимируя реальные предпочтения ЛПР в данном случае линейной функцией полезности. А во втором контуре эта ЦФ, как элемент или форма целеполагания, переданная роботу, используется им в новых ситуациях для выбора решений. В такой схеме РТС будет иметь возможность всегда адекватно отражать предпочтения ЛПР и действовать в соответствии с его интересами (рис. 4.7).

В качестве предметной области применения указанных оптимизационных моделей будем иметь в виду задачу выполнения работ по ликвидации последствий ЧС группой роботов [253, 324].

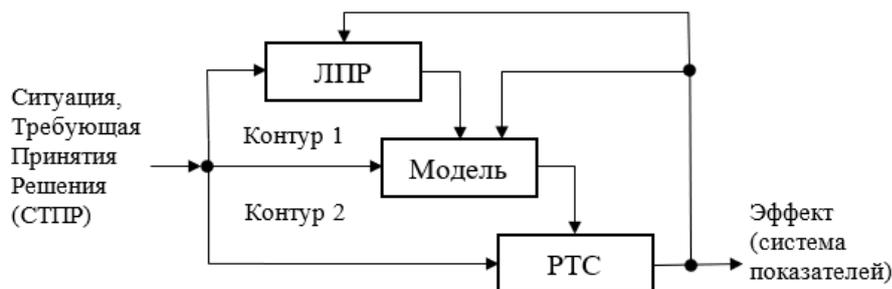


Рисунок 4.7 - Двухконтурная схема управления РТС на основе машинообучаемой (адаптивной) модели

Модельный пример

Пусть рабочая зона ЧС содержит элементы разрушенных конструкций, оборудования, материалов и других предметов. Кроме того, в зоне находятся очаги заражения (химического или радиационного). Гетерогенная группа роботов (или мультиагентная РТС - МРТС) должна очистить рабочую зону до такой степени, чтобы можно было эвакуировать по безопасному проходу людей и начать восстановительные работы. Роботы МРТС имеют определенный ресурс времени работы (паспортные значения см., например, в табл. 4.1-4.2). Работа выполняется группой по сеансам - до выработки ресурса (разрядки аккумулятора до критического уровня, гарантирующей время, достаточное роботу для перехода из текущей точки до зарядной станции). Особенность автономной работы каждого робота заключается еще и в том, что на выполнение однотипной операции (например, захват предмета, погрузка его в бункер и перевозка к месту складирования) ему может потребоваться разное время (в зависимости от местоположения предмета, его веса и габаритов) и, соответственно, разный объем необходимой электроэнергии, что создает неопределенность в потенциальном количестве операций, которые робот может выполнить в том или ином рабочем сеансе.

Каждый из роботов, являясь частью группы, может выполнять (совместно) один объем работ, а после ухода его партнеров на зарядку, этот объем будет другим. Моменты ухода на зарядку в случайные моменты времени делают сеансы разными по продолжительности и по текущему составу МРТС.

Для оптимизации работы МРТС следует планировать в каждом сеансе для текущего состава роботов в группе свой объем выполняемых работ. По своей структуре задача планирования работ в описанных сеансах относится к задачам объемного планирования, которые сводятся к модели, структурно адекватной задаче линейного программирования (ЗЛП). Формализация задачи планирования работы МРТС может быть представлена следующим образом (рассмотрим, без потери общности, случай малой размерности).

Пусть все работы, выполняемые в рабочей зоне, укрупненно представляются (без потери общности) двумя типами:

1) вывоз мусора из рабочей зоны. Он измеряется в «робото-поездках», количество которых за планируемый сеанс обозначим x_1 ;

2) замер уровня загрязнения в различных точках зоны и расстановка маркеров на границах допустимых для человека уровней загрязнения. Измеряется количество замеров, проводимых по некоторой сетке, например, сотовой, количество планируемых замеров обозначим x_2 .

Каждая из планируемых работ вносит свой вклад в общий эффект по ликвидации ЧС и имеет свою полезность. Тогда общий эффект (полезность) можно представить целевой функцией вида:

$$L(x_1, x_2) = c_1 x_1 + c_2 x_2, \quad (4.1)$$

где c_1, c_2 - обобщенные весовые коэффициенты вклада в общий эффект единицы работы того или иного типа. Они и являются предметом машинного обучения по действиям опытных ЛПР-операторов (или групп экспертов).

В состав группы входят два типа роботов: R1 - (их 3 ед.) оснащены ковшем захватом и емкостью для перевозки грузов (как мусора, так и маркеров для разметки зоны); R2 - (их 2 ед.) имеет манипулятор с клещами, дозиметрическое оборудование и емкость с дезактивирующим веществом. Приведенные количества роботов по типам соответствуют начальному составу группы в первом сеансе, в последующих сеансах состав будет плавающим. Каждый планируемый сеанс работы МРТС начинается при выбытии одного из роботов на заправку или при возвращении робота после заправки.

Ресурсы, лимитирующие количество планируемых работ, это оставшийся заряд аккумуляторов, для роботов каждого из типов (соответственно - a_{10}, a_{20}), и оставшийся объем маркеров (или дезактивирующего вещества) - a_{30} . Будем считать, что a_{10}, a_{20} измеряются в единицах времени (хотя можно измерять и в единицах оставшейся электроэнергии), а ресурс a_{30} - в количестве замеров.

Для выполнения каждой из работ того или иного вида требуется определенное количество

ресурса того или иного вида. Эту потребность обозначим как a_{ij} , где i - тип ресурса ($i=1;2;3$); j - вид работы ($j=1;2$).

Тогда задача оптимального объемного планирования примет такой вид:

$$\bar{x}^{opt} = \arg \max_{x_1, x_2} L(x_1, x_2); \quad (4.2)$$

$$\sum_{j=1}^2 a_{ij} x_j \leq a_{i0}, \quad i = \overline{1;3}; \quad (4.3)$$

$$x_j \geq 0, \quad j = \overline{1;2}, \quad (4.4)$$

где $\bar{x}^{opt} = [x_1^{opt} \quad x_2^{opt}]^T$ - вектор оптимальных значений искомых переменных; T - символ транспонирования.

Таким образом, решив ЗЛП (4.2)-(4.4) любым из способов [77], можно передать программу работам для исполнения. Но в этой задаче неизвестны коэффициенты целевой функции c_j . Для их оценивания и воспользуемся предложенными методами машинного обучения, обеспечивающими адаптацию этой модели планирования к целевым предпочтениям ЛПР-оператора.

Здесь остановимся лишь на алгоритмической стороне адаптации моделей к реальным предпочтениям ЛПР, не рассматривая вопросы их реализации в локальной бортовой или распределенной сетевой вычислительной среде, а также вопросы обмена данными и интерфейса ЛПР. Рассмотрим случаи представления процедур выбора в форме задачи линейного программирования (ЗЛП) общего вида.

Постановка задачи. Одна из взаимно преобразуемых форм ЗЛП [77] имеет следующий вид для целевой функции (ЦФ):

$$L(\bar{x}) = \sum_{j=1}^n c_j x_j, \quad (4.5)$$

где L - целевой показатель; $\bar{x} = [x_1 \quad x_2 \quad \dots \quad x_n]^T$ - вектор переменных ЗЛП; $\bar{c} = [c_1 \quad c_2 \quad \dots \quad c_n]^T$ - вектор коэффициентов целевой функции ЗЛП.

Критерий (правило) выбора оптимального решения \bar{x}^{opt} :

$$\bar{x}^{opt} = \arg \max_{\bar{x} \in \Omega} L(\bar{x}), \quad (4.6)$$

где Ω - область допустимых решений (ОДР) или допустимая область варьирования переменных x_j .

Ограничения ЗЛП можно представить двумя группами неравенств. Первая группа отражает ограничения на распределяемые ресурсы:

$$\left. \begin{aligned} a_{11}x_1 + a_{12}x_1 + \dots + a_{1n}x_1 &\leq a_{10} \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_1 + \dots + a_{2n}x_1 &\leq a_{20} \\ &\dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_1 + \dots + a_{mn}x_1 &\leq a_{m0} \end{aligned} \right\}, \quad (4.7)$$

или в векторно-матричной форме:

$$A\bar{x} \leq \bar{a}_0, \quad (4.8)$$

где $A = \|a_{ij}\|_{mn}$ - матрица потребностей в ресурсах по каждому виду работ; $\bar{a}_0 = \|a_{i0}\|_m$ - вектор доступных к распределению ресурсов.

Другая группа – это ограничения на диапазон варьирования каждой из переменных:

$$x_j \geq 0, \quad j = \overline{1, m} \quad (4.9)$$

или в векторно-матричной форме:

$$\bar{x} \geq 0. \quad (4.10)$$

Ограничения (4.7)-(4.10) задают область допустимых решений задачи.

Взаимосвязь параметров в ЗЛП условно представлена на схеме рис. 4.8, где совокупность параметров $\{A, \bar{a}_0\}$ отражает текущую СТПР.

На рис. 4.8 фигурными скобками показана совокупность наблюдений, т.е., например, $\{A\} \triangleq \{A^1, A^2, \dots, A^K\}$, где K - количество наблюдений (объем выборки).

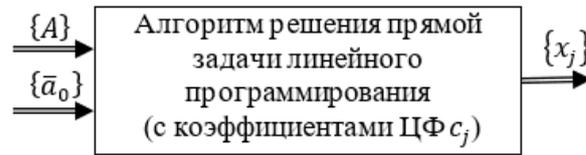


Рисунок 4.8 - Взаимосвязь параметров прямой ЗЛП

Соотношения (4.6)-(4.10) представляют собой модель выбора решений, в которой, в силу многоцелевого характера практически любой операции, выполняемой МРТС, априорная (и текущая) неопределенность целевой функции сосредоточена в векторе \bar{c} . Всякая новая ситуация выбора решения (управления) определяется вектором \bar{a}_0 , который, как правило, измерим и отражает состояние среды (объем ресурсов на момент планирования). Структура и внутренние характеристики МРТС отражены в матрице A , известной и неизменной в течение операции.

Поскольку процедура распределения ограниченного набора ресурсов в процессе выполнения МРТС операций обычно многократно повторяется от сеанса к сеансу (при разных ограничениях), то проблему критериальной неопределенности предлагается решить, применяя адаптивную (машинообучаемую) форму ЗЛП [77]. На основе решения обратной ЗЛП (ОЗЛП) производится подстройка вектора \bar{c} на стадии обучения модели по результатам реализации решений \bar{x} , выбранных ЛПР-оператором. Оценка вектора \bar{c} , полученная в ходе решения ОЗЛП, является фактически аппроксимацией текущих предпочтений ЛПР, которые могут отражать множество целевых показателей, каким-то образом взаимосвязанных между собой на уровне внутреннего представления ЛПР.

При решении ОЗЛП используется информация о качестве принятого и реализованного решения, а также данные о системе (матрица A) и о текущей СТЛП (вектор \bar{a}_0). Взаимосвязь входных и выходных параметров в ОЗЛП показана на рис. 4.9.

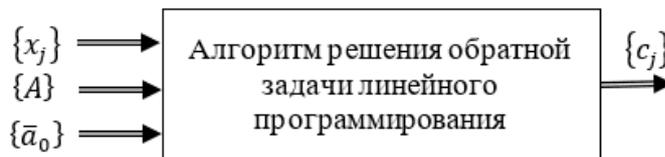


Рисунок 4.9 - Взаимосвязь параметров обратной ЗЛП

Алгоритмы настройки

Задача построения оценок ЦФ по наблюдениям может быть решена разными способами [77, 78, 102], наиболее универсальным из которых является рекуррентный (стохастический) алгоритм, позволяющий пересчитывать (уточнять) вектор оценок коэффициентов целевой функции \bar{c} (и соответствующей матрицы Q , определяющей дисперсионные свойства этих оценок) после каждого очередного k -го наблюдения.

Каждая j -я координата e_{ij}^k i -го вектора спектра решений связана с координатой c_j искомого нормального вектора единичной длины (НВЕД) ЛПР уравнением измерений. Каждая координата обрабатывается в соответствии с рекуррентными уравнениями:

$$\tilde{c}_{i+1j}^k = \tilde{c}_{ij}^k + \tilde{Q}_{ij}^k (\tilde{Q}_{ij}^k + 1)^{-1} (e_{ij}^k - \tilde{c}_{ij}^k); \quad (4.11)$$

$$\tilde{Q}_{i+1j}^k = \tilde{Q}_{ij}^k - \tilde{Q}_{ij}^k (\tilde{Q}_{ij}^k + 1)^{-1} \tilde{Q}_{ij}^k, \quad (4.12)$$

где \tilde{Q}_{i+1j}^k - элементы дисперсионной матрицы Фишера.

Укрупненные этапы получения оценки НВЕД ЦФ ЛПР с использованием рекуррентного алгоритма включают следующие четыре этапа (рис. 4.10).

Правила остановки

Как в любых последовательных процедурах важным является вопрос о достаточной точности модели. Для мониторинга сходимости оценок может быть использована разность текущего и предыдущего векторов оценок. Тогда мера сходимости будет следующей:

$$\delta_c^{k+1} = |\hat{c}^{k+1} - \hat{c}^k| \cdot 0,5, \quad k = 1, 2, \dots, K. \quad (4.13)$$

На рис. 4.11а проиллюстрировано изменение этого показателя для модельного примера.

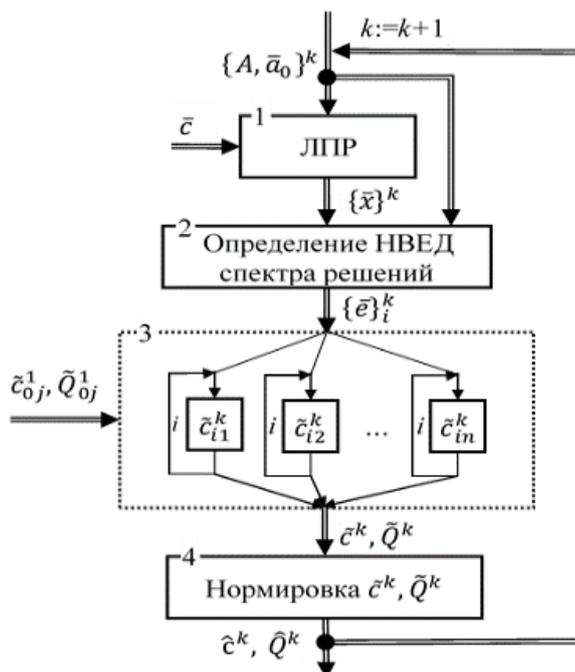


Рисунок 4.10 - Рекуррентный алгоритм вычисления оценок ЦФ ЗЛП по наблюдениям за решениями, принимаемыми ЛПР

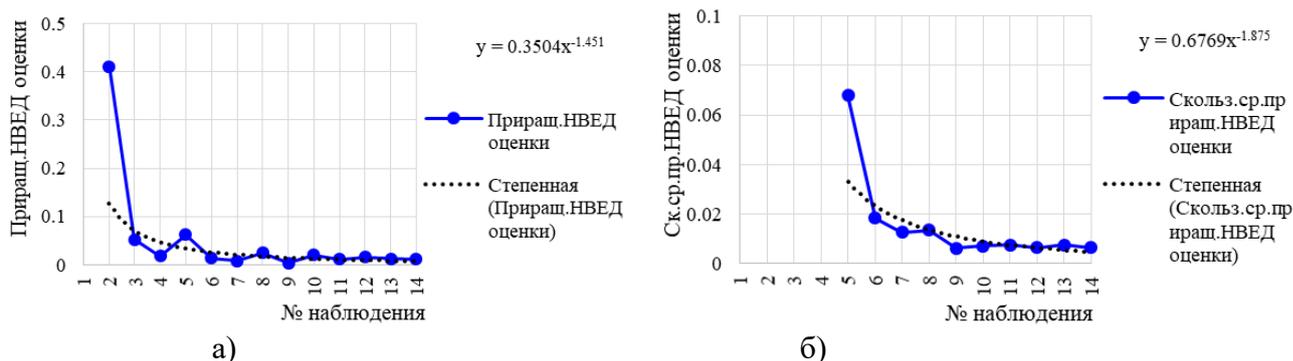


Рисунок 4.11 - Сходимость оценок ЦФ ЛПР по приращениям НВЕД оценки

Как видно, процесс сходимости хорошо отражается этим показателем, а если при этом на каждом шаге строить нелинейную аппроксимацию, то можно по ее прогнозу вычислить необходимое для остановки количество предстоящих наблюдений. Здесь выполнена аппроксимация степенной функцией вида:

$$\delta_c^k = 0,3504k^{-1,451}. \quad (4.14)$$

На рис. 4.11б приведена модификация меры сходимости (4.13), отличающейся тем, что используется не сама разность соседних оценок, а скользящее среднее этих разностей за несколько наблюдений (в данном примере - за 4). Таким образом сглаживаются случайные колебания кривой затухания этого показателя, и она становится более гладкой, удобной для прогнозирования.

Дополнительные исследования [77] показали, что сходимость по решениям для рассматриваемого класса моделей остается высокой и при больших размерностях пространства переменных (видов работ МРТС). Во многих случаях имеется возможность ускорения настройки (или повышения точности оценок) за счет специального подбора СТПР (например, методами оптимального планирования эксперимента [77, 256, 395]) или путем распараллеливания (декомпозиции) исходной СТПР на ряд более простых (композиционные планы эксперимента [77]).

Настроенная таким образом и заложенная в МРТС модель планирования операций в зоне ЧС в высокой степени адекватна предпочтениям опытного ЛПР-оператора. Решения, принимаемые в режиме супервизорного управления МРТС, по качеству не будут уступать решениям «учителя» модели. Как только появятся признаки нестационарности среды или изменятся предпочтения ЛПР, модель вновь следует перенастроить и перезагрузить в РТС (см. рис. 4.12). Перезагрузка может выполняться в «горячем» режиме - без прекращения сеансов планирования работ.

Предложенная форма представления, хранения и использования знаний опытного ЛПР-оператора МРТС о целях управления в ряде случаев является и более удобной для мониторинга и интерпретации принимаемых решений, чем другой вариант машинообучаемых моделей - искусственных нейронных сетей, представляющих собой «черный ящик».

4.2.2. Применение машинообучаемых транспортных моделей для оптимального распределения заданий в мультиагентной группе роботов, взаимодействующих при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций

В данном подразделе предложен подход и метод адаптивного распределения заданий в гетерогенной МРТС [324] на основе решения транспортной задачи (ТЗ), которая предварительно обучается с помощью алгоритмов машинного обучения [77-79]. Этот класс моделей может быть применен для широкого спектра задач эффективного распределения ресурсов в РТС.

Постановка задачи

Пусть МРТС состоит из n роботов, каждый из которых может выполнять одну или несколько задач из заданного списка s типов задач.

Комплекс работ, возлагаемых на МРТС, состоит из m отдельных заданий (рис. 4.13). Для выполнения каждого i -го задания ($i = \overline{1, m}$) требуется m_i роботов. c_{ij} – обобщенные (интегральные) издержки выполнения j -м роботом ($j = \overline{1, n}$) i -го задания. Издержки обычно носят векторный характер, в их состав может входить время выполнения операции, расход энерго- или каких-либо иных ресурсов. Интеграция показателей издержек предполагает возможность их некоторой свертки в единый скалярный показатель.

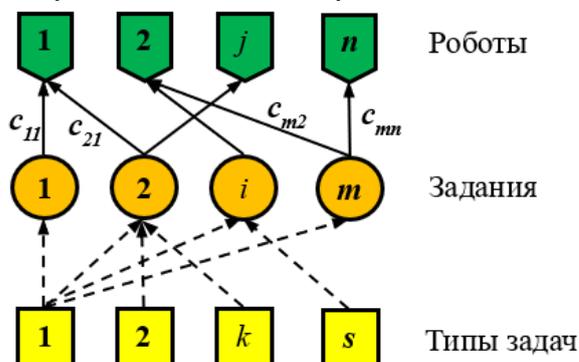


Рисунок 4.13 – Распределение заданий в МРТС

В число задач, решаемых роботами в рассматриваемом контексте, могут быть, например, перемещение из текущей точки в заданную (для измерения уровня заражения), выполнение в заданной точке той или иной операции (установки маркера), равномерное распределение роботов в определенной зоне (для мониторинга текущего уровня заражения в рабочей зоне), перемещение некоторого груза (строительного мусора) из одной точки в другую и т.п.

Этот тип задач в ряде работ структурно представлен задачами о назначении [365, 478]. Рассмотрим более общий случай – транспортные задачи (ТЗ), т.к. задача о назначении является ее частным случаем.

Решить ТЗ — значит найти совокупность значений элементов x_{ij} матрицы количества ресурсов $X = \|x_{ij}\|_{mn}$ (в классической ТЗ [365, 478] ресурсы считаются однородным товаром), перемещаемых из пунктов отправления (ПО) в пункты назначения (ПН). Матрицу переменных

x_{ij} называют планом перевозок, а в задачах о назначениях – таблицей назначений, в которой переменные могут принимать лишь булевы значения и, в контексте распределения заданий в группе роботов, означает закрепление i -го задания за j -м роботом.

Классическим критерием оптимальности плана является минимум суммарных издержек [365, 478]. В качестве исходных данных обычно полагается известным вектор $\bar{a} = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_m]^T$ объемов запасов, находящихся в пункте отправления (ПО) - заданий, где T – символ транспонирования; вектор $\bar{b} = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_n]^T$ объемов потребностей для каждого пункта назначения (ПН) - робота. Матрица $C = \|c_{ij}\|_{mn}$ стоимости перевозки единицы товара из i -го ПО в j -й ПН обычно полагается известной. Для МРТС c_{ij} - интегральные издержки выполнения i -го задания j -м роботом. Традиционно [365, 478] ТЗ решаются по критерию минимизации суммарных издержек. При этом полученное оптимальное решение, естественно, будет оптимальным «с точностью до критерия оптимальности». А поскольку реальная действительность многокритериальна практически для всех приложений, то реальная эффективность решения может оказаться далекой от уровня, удовлетворяющего ЛПР, как субъекта целеполагания, или лица, знающего желаемый уровень эффекта МРТС в любой текущий момент времени. Здесь и возникает основное противоречие, сдерживающее эффективное использование модели ТЗ (и других аналогичных), связанное с многокритериальной потребностью приложений и однокритериальной возможностью традиционных моделей. Один из путей преодоления этого противоречия – замена нормативной схемы построения модели – адаптивной [77], суть которой - в выявлении некоторой обобщенной скалярной целевой функции, которая бы аппроксимировала вектор целевых функций ЛПР (явных и неявных) и передавала бы ее в МРТС для исполнения. Тогда целевая функция (ЦФ) играет роль формализованного образа персональных критериальных предпочтений ЛПР.

Решение задачи

Приведем математическую постановку транспортной модели в нормативной форме, а затем покажем особенности построения ее адаптивного (машинообучаемого) варианта.

ТЗ, как одна из разновидностей задач линейного программирования (ЗЛП), исторически была выделена в самостоятельную группу в силу ее специфической структуры, что позволяет более эффективно решать ее с помощью специально разработанных методов, ориентированных на ручной расчет. Однако современные программные и вычислительные средства позволяют использовать стандартные средства решения ЗЛП, предварительно преобразовав ТЗ в ЗЛП. Далее покажем, каким образом можно представить исходную постановку ТЗ в виде стандартной ЗЛП. Это обстоятельство позволяет реализовать адаптивный вариант ТЗ, опираясь на аналогичные средства ЗЛП [77].

Будем считать, что некоторый начальный (априорный) вариант элементов c_{ij} платежной матрицы заложен в алгоритм планирования МРТС. Эти начальные оценки и уточняются в процессе машинного обучения транспортной модели, сходясь к целевым предпочтениям ЛПР. Таким образом, общая схема реализации адаптивного варианта ТЗ (АТЗ) в МРТС должна состоять из следующих этапов.

1. Ситуации, представленные в виде совокупности двух векторов $\{\bar{a}, \bar{b}\}$ и требующие принятия решений, которая на основании текущих значений платежной матрицы $C = \|c_{ij}\|_{mn}$ решает ТЗ, результатом чего является матрица $X = \|x_{ij}\|_{mn}$. Такую задачу будем называть прямой ТЗ (ПТЗ).

2. Найденное решение X реализуется, в результате чего ЛПР наблюдает эффект $L(X)$.

3. ЛПР (или лицо, полномочное оценивать решения - ЛПОР), по результатам наблюдения совокупности $\{\bar{a}, \bar{b}, X, L(X)\}$ дает оценку принятого решения $q \in \{0; 1\}$ – хорошее оно или плохое (т.е. оптимальное или неоптимальное, по его мнению).

4. По совокупности данных $\{\bar{a}, \bar{b}, X, q\}$ уточняются (подстраиваются) значения платежной матрицы C , которые становятся текущими для следующего шага планирования (распределения заданий). Уточнение элементов платежной матрицы происходит путем решения обратной

транспортной задачи (ОТЗ), алгоритмы которой и реализуют механизм адаптации (обратной связи), позволяющий поддерживать актуальной целевую функцию РТС и адекватной текущим целевым предпочтениям ЛПР.

Таким образом, последовательность приведенных четырех шагов представляет собой итерационную процедуру, в которой поочередно решаются ПТЗ и ОТЗ. Но если есть основания полагать, что среда и предпочтения ЛПР на некотором интервале времени остаются неизменными, то ОТЗ (основная функция которой – обеспечить текущую адекватность ЦФ МРТС целевой функции ЛПР) может и не решаться. При этом остается лишь выполнить распределение заданий путем решения ПТЗ.

Приведем постановку прямой и обратной ТЗ [77, 365, 478].

ЦФ прямой ТЗ имеет вид:

$$L(X) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij}. \quad (4.15)$$

СТПР определяется совокупностью двух векторов $\{\bar{a}, \bar{b}\}$, которые для сбалансированной ТЗ должны удовлетворять следующим ограничениям:

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = a_i, \quad i = 1, \dots, m; \quad (4.16)$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = b_j, \quad j = 1, \dots, n; \quad (4.17)$$

$$x_{ij} \geq 0, \quad i = 1, \dots, m; \quad j = 1, \dots, n. \quad (4.18)$$

Если элементы платежной матрицы имеют смысл издержек, то критерий ТЗ имеет вид:

$$X_{opt} \rightarrow \arg \min_X L(X). \quad (4.19)$$

Таким образом, соотношения (4.15)-(4.19) представляют собой постановку прямой ТЗ, реализуемую в п.1 алгоритма, результатом которой является оптимальный план распределения заданий по роботам. Здесь считаем, что все элементы в различные моменты планирования измеримы. Единственным из элементов задачи, требующим уточнения путем решения обратной ТЗ (см. п.4 алгоритма), является платежная матрица C .

Для удобства решения ОТЗ путем ряда преобразований [77] можно привести задачу (4.15)-(4.19) к одной из форм ЗЛП, удобной для анализа и реализации. Для этого следует уменьшить исходное число $(m \times n)$ переменных, выразив $(m + n - 1)$ базисных переменных через остальные (свободные):

$$x_{11} = a_1 - \sum_{j=2}^n b_j + \sum_{i=2}^m \sum_{j=2}^n x_{ij}; \quad (4.20)$$

$$x_{i1} = a_i - \sum_{j=2}^n x_{ij}, \quad i = 2, \dots, m; \quad (4.21)$$

$$x_{1j} = b_j - \sum_{i=2}^m x_{ij}, \quad j = 2, \dots, n. \quad (4.22)$$

В результате будет получена задача меньшей размерности, в которой следует искать не всю матрицу X , а ее блок \tilde{X} (он включает все элементы матрицы X , кроме первой строки и первого столбца), имеющую вид уже не ТЗ, а одной из разновидностей ЗЛП с ограничениями-неравенствами:

$$L(X) = \sum_{i=2}^m \sum_{j=2}^n \tilde{c}_{ij} x_{ij}, \quad (4.23)$$

где $\tilde{c}_{ij} = c_{11} - c_{i1} - c_{1j} + c_{ij}$;

$$\sum_{j=2}^n b_j - a_1 - \sum_{i=2}^m \sum_{j=2}^n x_{ij} \leq 0; \quad (4.24)$$

$$\sum_{j=2}^n x_{ij} - a_i \leq 0, \quad i = 2, \dots, m; \quad (4.25)$$

$$\sum_{i=2}^m x_{ij} - b_j \leq 0, \quad j = 2, \dots, n; \quad (4.26)$$

$$\tilde{X}_{opt} \rightarrow \arg \min_{\tilde{X}} L(\tilde{X}). \quad (4.27)$$

Решив (4.23)-(4.27), найдем $(m - 1) \times (n - 1)$ переменные, а остальные $(m + (n - 1))$ переменные следует вычислить по формулам (4.20)-(4.22), что даст полное решение исходной ТЗ. Для решения ЗЛП (4.23)-(4.27) можно воспользоваться любым стандартным методом [365].

Таким образом, приведенная постановка и преобразование ТЗ к ЗЛП дают возможность выполнять все операции оптимального распределения заданий в любой вновь возникшей СТПР с точностью до текущей адекватности платежной матрицы предпочтениям ЛПР.

Адекватность платежной матрицы C текущим предпочтениям ЛПР обеспечивается решением ОТЗ (см. 4-й шаг алгоритма), что, с учетом приведенных преобразований, может быть выполнено с помощью обратной ЗЛП [77]. Основное расчетное выражение, соответствующее точечному алгоритму оценивания, позволяющее после всякого нового (k -го) наблюдения вычислить новые значения оценок элементов матрицы $\tilde{C} = \|\tilde{c}_{ij}\|_{mn}$, имеет следующий вид:

$$\hat{c}_{ij}^k = \left(\sum_{j=2}^n \sum_{i=2}^m \left(\sum_{t=1}^k \beta^t e_{ij}^t \right)^2 \right)^{-1} \sum_{t=1}^k \beta^t e_{ij}^t, \quad (4.28)$$

где e_{ij} – координаты нормального вектора единичной длины (НВЕД), которые являются масштабированными (приведенными к единичной длине) координатами вектора (матрицы) оценок \tilde{c}_{ij} ; β – весовые коэффициенты, отражающие информативность очередного (k -го) наблюдения, вычисляемого как длина вектора наблюдения до его нормировки.

Модельный пример

Рассмотрим коллектив из роботов трех типов ($n = 3$), которые должны выполнить задания 2-х типов ($m = 2$), например, вывезти из рабочей зоны заданный объем грунта (мусора) и выполнить маркировку части рабочей зоны. Было промоделировано несколько (в выполненном имитационном эксперименте - 50) циклограмм выполнения работ. В каждой циклограмме работ (заданий) количество роботов каждого из трех типов, способных выполнить задания, варьировалось от 1 до 7, а количество заданий в роботах каждого из двух типов варьировалось в том же диапазоне. При этом баланс требуемого и имеющегося количества роботов обеспечивался (транспортная задача сбалансирована). ЛПР для каждой циклограммы решает распределительную задачу, опираясь на свой опыт и интуицию. Однако, в силу его субъективного представления об интегральных издержках по каждой паре робот-задание, учитываемые им коэффициенты транспортной таблицы c_{ij} измеряются с погрешностью. Погрешности моделировались нормальным распределением с параметрами $N(0; 0,1 \times c_{ij})$. Полученные решения \tilde{x}_k , как и ситуация, требующая принятия решений $\{\bar{a}_k, \bar{b}_k\}$, регистрировались и составили выборку наблюдений. Моделируемая платежная матрица приведена в табл. 4.5.

В результате решения обратной задачи на каждом шаге наблюдений с вычислением оценок элементов платежной матрицы были получены пошаговые оценки (рис. 4.14), а также нормированная (приведенная к единичной длине) величина разности вектора оценок и фактического вектора элементов моделируемой транспортной таблицы (рис. 4.15).

Из графика сходимости невязки видно, что даже существенная погрешность в измерениях целевых предпочтений (элементов транспортной таблицы) лицом, принимающим решение,

приводит к достаточно быстрому обучению транспортной модели.

Таблица 4.5 – Моделируемая платежная таблица ТЗ

	Робот 1	Робот 2	Робот 3
Задание 1	4	2	3
Задание 2	1	5	4

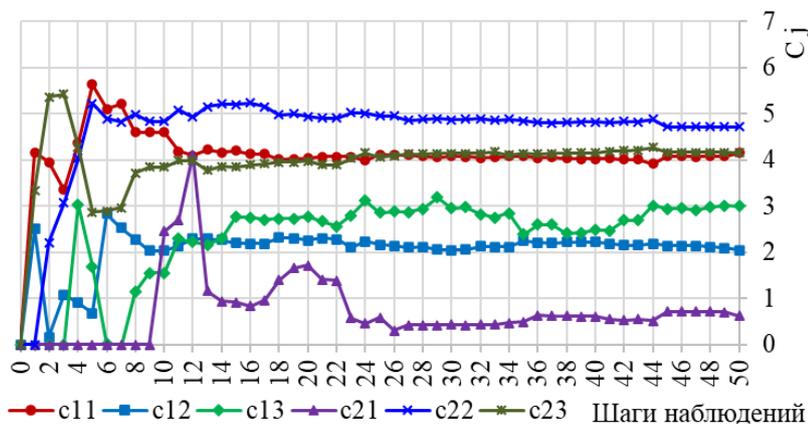


Рисунок 4.14 – Пошаговые оценки транспортной (платежной) таблицы ТЗ



Рисунок 4.15 – Сходимость невязки оценок транспортной таблицы

Как показали имитационные исследования алгоритма адаптации обобщенной платежной матрицы транспортной модели (транспортной таблицы) к реальным предпочтениям ЛПР, даже в условиях существенного зашумления измерений предложенный алгоритм машинного обучения модели приводит к достаточно быстрой сходимости оценок. Нормированная погрешность уже с 15-ого шага не превышает 10%. При этом скорость сходимости оценок не является самоцелью при адаптивном распределении заданий в группе роботов. Важным показателем является сходимость по решениям, которая существенно выше сходимости оценок, в большинстве случаев, более чем на порядок.

4.2.3. Машинное обучение мобильного робота при выполнении задач разведки опасных для человека зон ЧС на основе управляемых марковских цепей

Как отмечается в методической литературе [290, 370] и ряде исследований [367], основой эффективной ликвидации пожаров и ЧС является качественная разведка. Вместе с тем, разведка на пожаре и в ЧС сопряжена с высоким риском для личного состава. В условиях ЧС высокий риск усугубляется и возможными факторами радиационного или химического заражения рабочей зоны. Поэтому в России и за рубежом активно разрабатываются мобильные пожарные роботы [470]. Некоторые, наиболее типичные и современные, приведены на рис. 4.2, а их характеристики - в табл. 4.1.

Основным, общим практически для всех моделей недостатком, является невозможность быстрого измерения в автономном режиме и, возможно, в условиях задымленности, таких важных параметров пожара и/или ЧС, как размер пожара (его границы), скорость распространения фронта, разновидности горящих веществ и др.

Эти недостатки порождают проблемы и соответствующие им постановки задач исследования. В частности, важной задачей разведки, выполняемой автономным роботом, представляется определение границ тех или иных областей в рабочей зоне пожара или ЧС в условиях плохой видимости (при хорошей видимости могут быть использованы средства видеонаблюдения с последующей обработкой и анализом в центре управления) или при наличии в рабочей зоне невидимых факторов заражения (химических или радиационных). В этих случаях робот может выполнять разведку, ориентируясь только на специальные сенсоры.

В данном подразделе предложена модель управления автономным мобильным роботом, сканирующим границу области. Предполагается, что он обладает средствами навигации, которые по траектории его движения могут определять границы соответствующей зоны. Задача робота заключается лишь в том, чтобы двигаться вдоль этой границы. В простейшем случае этой границей могут быть стены внутри помещения. В таких сценах роботу достаточно иметь сенсоры приближения (например, лазерные, ультразвуковые и др. дальномеры), либо радиационные или химические анализаторы, определяющие соответствующие уровни заражения.

В случае робота на колесном или гусеничном ходу ситуация, требующая принятия решения (СТПР) будет состоять в срабатывании того или иного датчика (например, правый, левый, фронтальный, задний и др.). Решение будет состоять в том, какую операцию движения выполнить - повернуть направо, налево, отъехать назад и т.п. Особенность такого управления заключается в том, что эффект может быть измерен только в конце траектории объезда зоны. Он может выражаться в общей продолжительности выполнения операции, в точности построения траектории, в затратах электроэнергии робота как одного из его ресурсов и т.п. Т.е. эффект векторный, не поддающийся представлению единственным показателем.

Если роботом управляет опытный ЛПР-оператор, то он все эти показатели учитывает в некотором обобщенном виде, действуя интуитивно, часто, даже не в состоянии их вербализовать. Поэтому для того, чтобы автономный робот мог бы действовать столь же эффективно, можно воспользоваться машинообучаемой моделью, структурно адекватной приведенной выше содержательной постановке задачи.

Такой моделью является *управляемая марковская цепь*, или марковская цепь с доходами, или марковская цепь с платежами [111, 115, 228, 304].

В данном разделе предложен алгоритм обучения мобильного робота, основанный на аппроксимации предпочтений ЛПР-оператора, управляемый марковской цепью (УМЦ). Настройка параметров модели происходит на основании данных о ситуациях и решениях, принимаемых в них ЛПР. Такая модель, адаптированная к предпочтениям ЛПР, может настраиваться либо априори, либо в процессе нормального функционирования робота, либо в ходе сеансов тестирования, спланированных специальным образом. В основе предлагаемого алгоритма адаптации РТС к целевым предпочтениям ЛПР лежит решение обратной задачи для УМЦ.

УМЦ считается заданной, если известны ее такие элементы, как *множество состояний* $i = \overline{1, m}$, *вектор вероятностей начальных состояний* $\bar{p}_0 = \|p_i\|_m$, *множество решений* $k = \overline{1, K}$, *матрица условных вероятностей перехода процесса за один шаг* $P^k = \|p_{ij}^k\|_{mm}^K$, *матрица условных платежей за один шаг* $R^k = \|r_{ij}^k\|_{mm}^K$. Под платежами, применительно к управлению РТС, будем понимать тот обобщенный (интегральный) эффект, который отражает эффективность операции по окончании сеанса (цикла работ, траектории сканирования).

Решением УМЦ является оптимальная стратегия f^* как одна из множества S стратегий. Произвольная стратегия, имеющая индекс $s = \overline{1, S}$, может быть представлена как вектор-столбец вида: $f^s = [k_1^s \ k_2^s \ \dots \ k_m^s]^T$. Здесь T - символ транспонирования. Запись вектор-столбца в виде транспонированной вектор-строки здесь и далее применяется для компактности записи.

Оптимальная стратегия обеспечивает максимум накопленных или средних за шаг доходов/платежей. В структуре стратегии k_i^s - это решение, которое следует принять согласно s -ой стратегии, если процесс на текущем шаге n находится в состоянии i . Структура конкретной стратегии, принятой для использования (принятия решений) в текущей реализации приводит к тому, что вместо множества матриц P^k и R^k в качестве рабочих могут быть синтезированы из них единственные матрицы соответственно P^s и R^s .

Решение прямой задачи УМЦ

В практике решения УМЦ обычно используют [77, 228] рекуррентный алгоритм, основанный на принципе Р. Беллмана или итерационный алгоритм Р. Ховарда [228], позволяющий пошагово улучшать решение. Если пространства состояний и решений небольшие, то оптимальное решение задачи может быть найдено полным перебором стратегий. В модельных расчетах ниже использовался полный перебор.

Метод полного перебора стратегий предполагает сравнение конкурирующих стратегий по величине *среднего платежа за один шаг* в установившемся режиме. Поиск ведется в классе стационарных стратегий. Определим средний платеж за один шаг V^s для произвольной s -ой стратегии в установившемся режиме. Для s -ой стратегии составим рабочие матрицы P^s и R^s . Они формируются из исходных множеств матриц перехода, где в качестве ключа используется конкретная конфигурация стратегии $f^s = [k_1^s \ k_2^s \ \dots \ k_m^s]^T$. Так, первая строка в P^s переносится из первой строки матрицы $P^{k_1^s}$, вторая - из второй строки матрицы $P^{k_2^s}$ и т.д. Аналогично конструируется и матрица R^s . Таким образом, для фиксированной s -ой стратегии по множеству матриц P^k и R^k можно построить единственную матрицу вероятностей перехода P^s и единственную матрицу платежей R^s . Тогда средний платеж за один шаг, при условии, что процесс находился в i -ом состоянии, определится как:

$$r_i^s = \sum_{j=1}^m p_{ij}^s r_{ij}^s. \quad (4.29)$$

Для вычисления безусловного среднего платежа необходимо определить вектор вероятностей состояний в установившемся режиме $\bar{f}^N = [p_1^N \ p_2^N \ \dots \ p_m^N]^T$, где N означает, что вероятности соответствуют большим номерам шагов, при которых процесс носит установившийся характер. Тогда средний платеж за один шаг (V^s) для s -ой стационарной стратегии определится как

$$V^s = \sum_{i=1}^m p_i^N r_i^s = \sum_{i=1}^m p_i^N \sum_{j=1}^m p_{ij}^s r_{ij}^s. \quad (4.30)$$

Если платеж имеет смысл дохода, то критерий выбора оптимальной стратегии имеет вид:

$$s^* = \arg \max_{s \in \{1, \bar{s}\}} V^s. \quad (4.31)$$

Вектор предельных вероятностей состояний марковского процесса \bar{p}^N удовлетворяют следующему матричному уравнению:

$$(P^s)^T \bar{p}^N = \bar{p}^N. \quad (4.32)$$

При этом для вероятностей состояний должно выполняться условие нормировки:

$$\sum_{i=1}^m p_i^N = 1. \quad (4.33)$$

Решение системы двух последних уравнений позволяет получить значения координат вектора \bar{p}^N .

Прямая задача решается роботом и ее алгоритм должен быть установлен в бортовой системе управления (рис. 4.16). Однако, в этой задаче, как и во многих других, рассматриваемых в данной работе, имеется априорная (и текущая) неопределенность в виде элементов матрицы платежей (платежной матрицы, платежной функции). Эта неопределенность также снимается путем машинного обучения модели на основе прецедентов - ситуаций (СТПР) и решений, принятых в них опытным ЛПП-оператором.

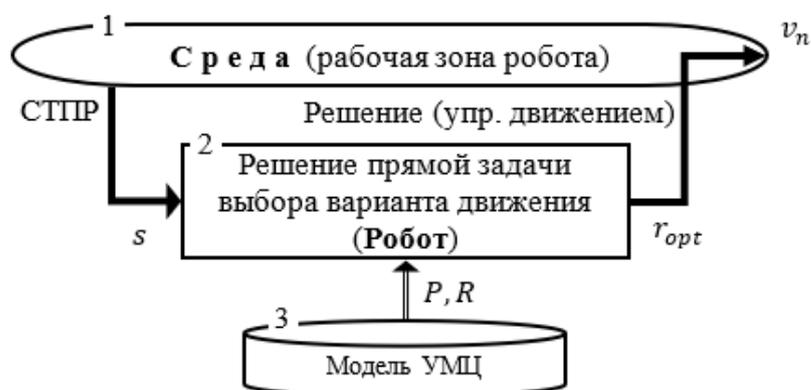


Рисунок 4.16 - Схема решения прямой задачи роботом

Решение обратной задачи УМЦ

Все основные расчетные выражения алгоритма решения обратной задачи для этого класса моделей приведен в главе 2 данной работы. Ниже приведем лишь схему использования машинообучаемых УМЦ при выполнении операций разведки при ликвидации пожаров и ЧС.

Для обучения модели необходима обучающая выборка, которая может быть сформирована в результате нормального функционирования, т.е. непосредственного управления движением робота оператором, если это позволяют условия в рабочей зоне пожара или ЧС (рис. 4.17).

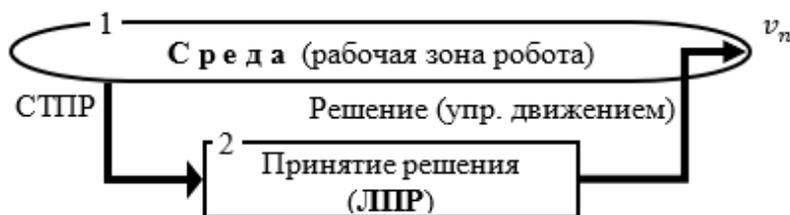


Рисунок 4.17 - Схема прямого управления оператора роботом

По этой схеме оператор может управлять роботом и в условиях полигона либо на тренажере в тех случаях, когда условия не позволяют ЛПР-оператору управлять роботом, используемым в зоне пожара или ЧС.

Развернутая схема сбора данных для обучения модели приведена на рис. 4.18, где разметка обучающей выборки на хорошие/плохие решения (как было отмечено и в главе 3) производится лицом, оценивающим решения (ЛОР), в роли которого, в зависимости от обстоятельств и распределения ролевых функций, может выступать как сам ЛПР-оператор, так и другое лицо, в том числе и группа экспертов.

Настроенная и размещенная в составе бортового программного обеспечения РТС модель УМЦ является в высокой степени адекватной предпочтениям и целевым установкам ЛПР-оператора. Принимаемые РТС решения, как показали имитационные эксперименты, по качеству не будут уступать решениям «учителя» модели. При появлении признаков нестационарности среды или при изменении предпочтений ЛПР, модель вновь может быть перенастроена (например, в условиях полигона) и перезагружена в РТС как «горячее» обновление, не прерывая ее функционирования.

Дальнейшее развитие предложенного подхода может быть в нескольких направлениях, в частности, в расширении рассматриваемого спектра вариантов сенсорных полей РТС, а также использованием других модификаций УМЦ-моделей.

Как показано в главе 3 данной работы, предложенный алгоритм машинного обучения модели УМЦ показал свою работоспособность, что позволяет использовать его для автономной работы робота-разведчика при ликвидации пожаров и ЧС.

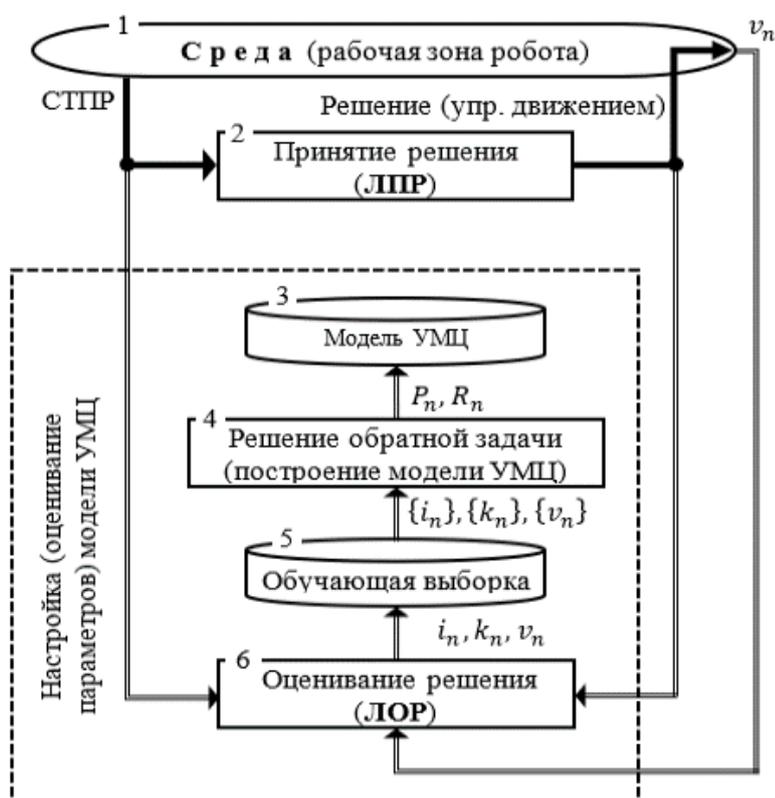


Рисунок 4.18 - Схема сбора данных для обучающей выборки, разметка ее лицом, оценивающим решения (ЛОР), и машинное обучение модели УМЦ

4.2.4. Определение склонности к риску оператора, управляющего робототехнической системой

При использовании машинообучаемых моделей, предназначенных для замены ЛПР-оператора РТС, работающих в автономном режиме, важно учитывать различные особенности и показатели деятельности операторов. Одной из таких индивидуальных особенностей ЛПР-операторов является их степень склонности к риску. В тех обстоятельствах, когда оператор лично управляет РТС в условиях полной информации, все последствия его решений остаются на его ответственности. Но в условиях автономной работы РТС нет лиц, непосредственно отвечающих за решения, принимаемые роботом в той или иной ситуации. Поэтому, прежде чем доверить машинному обучению выборку, сформированную тем или иным оператором, следует выявить его степень склонности к риску.

В данном подразделе предложен подход, позволяющий по решениям, принятым ЛПР-оператором, сделать заключение (измерить, оценить) о степени его склонности к риску на основании возникающих ситуаций и принятых им решений.

Позиция ЛПР по степени склонности к риску может варьироваться от крайней осторожности (пессимистическая позиция) до высокой рисковости (оптимистическая позиция).

Постановка задачи

Опыт и квалификация оператора как ЛПР, должны, как правило, обеспечивать максимальную эффективность спасательных операций. Тот или иной уровень склонности оператора к риску при принятии решений может быть оправданным (т.е. обеспечивающим приемлемую эффективность всей спасательной операции) или неоправданным. А это дает основание предположить, что для определенных видов ЧС существует приемлемый (допустимый, эффективный) уровень риска при принятии решений.

Таким образом возникает задача – каким показателем измерить склонность оператора к риску и как его оценить по наблюдениям за решениями, принимаемыми конкретным ЛПР. Формализацию задачи выполним на основе использования деревьев решений (игр с природой,

позиционных стратегических игр) [77, 365, 478] и критерия пессимизма-оптимизма Гурвица [75], в котором используется параметр (показатель), отражающий степень склонности ЛПР к риску при принятии решений. Формализованное представление предлагаемого метода выполним на модельном примере.

Задачу выбора решений оператором (ЛПР) представим в виде трехуровневого дерева решений (рис. 4.19).

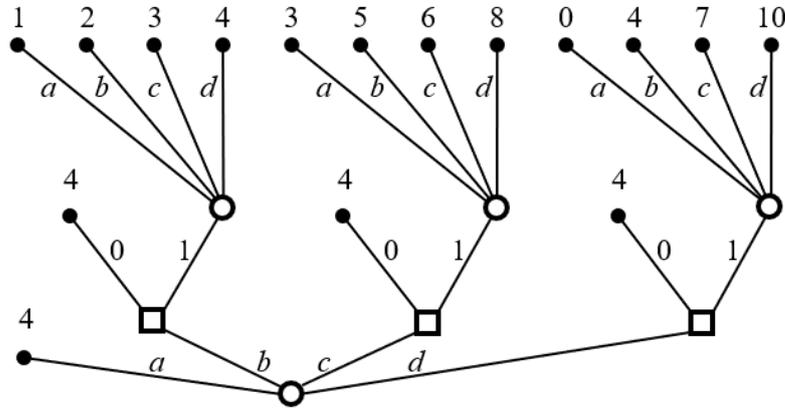


Рисунок 4.19 - Дерево решений при управлении РТС

Первый (нижний на дереве - ход природы) уровень исходов (a, b, c, d) соответствует четырем уровням состояния операционной зоны на момент возникновения потребности в принятии решения (a – отсутствие фронта работ для исполнительных РТС; b, c, d – три градации объемов работ в порядке возрастания). Однако эти состояния априори могут быть известны оператору с различной степенью достоверности, которую можно представить распределением вероятностей на множестве дискретных состояний. Так степень определенности может варьироваться от полной неопределенности ($P(a) = P(b) = P(c) = P(d) = 0,25$) до полной определенности, например, $P(a) = P(b) = P(c) = 0; P(d) = 1$.

Далее предполагается, что степень неопределенности текущего состояния ЛПР может не оценивать количественно, а «чувствовать» интуитивно и на этой основе принимать решение об отправке (1) или неотправке (0) исполнительных РТС на выполнение заданий (см. второй уровень дерева решений, обозначенный квадратиками - ход ЛПР).

На третьем уровне исходы (a, b, c, d - ход природы) имеют тот же смысл, что и на первом, однако, то или иное конкретное состояние, с которым сталкиваются исполнительные РТС приводит к конкретным значениям показателей исполнения (см. цифры на конечных вершинах дерева), например, площадь погашенного пожара или объем ресурса, использованного для выполнения задания и т.п. Без потери общности будем считать, что показатели исходов на дереве решений имеют смысл платежей, которые оператор старается максимизировать.

Если ЛПР, принимая решения, не пользуется какими-либо формальными конструкциями, а строит свой выбор на основе личного опыта и интуиции, то с учетом многих факторов и своей иерархии ценностей, преломленных через собственное восприятие, выбранные им альтернативы, по мере накопления опыта, будут становиться все более эффективными. При этом будем предполагать, что существует обратная связь, например, в форме апостериорной оценки эффективности его действий при принятии решений для данной ситуации или за некоторый период времени. Такое оценивание эффективности может выполняться вышестоящим уровнем управления, или полномочным лицом, или коллегиально группой лиц. Как и в других моделях, их будем называть лицом, оценивающим решения (ЛОР).

Решение задачи

Рассмотрим совокупность критериев выбора решений, представляемых комбинированным критерием Гурвица, на основании которого и построим процедуру выявления позиции ЛПР по данным наблюдения за «хорошими» (эффективными) принятыми решениями для модели выбора в виде дерева решений (см. рис. 4.19). Алгоритм распознавания позиции ЛПР в многошаговой процедуре выбора решений представим в виде следующей последовательности

этапов.

Этап 1. Выполнить процедуру нормализации дерева решений (представить задачу в нормальной форме - матрицей или таблицей) одним из существующих способов [280]. При этом платежи будут представлены матрицей платежей $A = \|a_{hj}\|_{mn}$, где m - число чистых стратегий ЛПР (строки), n - число состояний природы (столбцы).

Этап 2. Построить зависимость (от параметра λ) оптимальной стратегии $f(\lambda)$, полученной по критерию Гурвица:

$$V = \max_i L(i) = \max_i \left(\lambda \min_j a_{ij} + (1 - \lambda) \max_j a_{ij} \right), \quad (4.34)$$

например, варьируя параметр λ на некоторой регулярной сетке в интервале $[0; 1]$. В результате таких расчетов будет построена зависимость $f(\lambda)$, а по ней и обратная $\lambda(f)$.

Этап 3. По статистическим данным наблюдений за «хорошими» решениями ЛПР, т.е. по наиболее вероятной из используемых им стратегий f , на основании обратной зависимости $\lambda(f)$ вычислить параметр λ , который и будет соответствовать позиции ЛПР.

Кратко рассмотрим реализацию этого алгоритма (подробно он представлен в [106]) с учетом модельных данных, представленных на рис. 4.19.

Для применения алгоритма распознавания позиции ЛПР построена имитационная модель, в которой заданы значения вероятностей состояний природы на первом и третьем шагах: $P(a); P(b); P(c); P(d)$. При этом ЛПР предполагался достаточно опытным, что позволяет считать все его решения «хорошими», а значит, все они могут быть использованы в статистических оценках. В режиме имитации задано и значение параметра, отражающего склонность ЛПР к риску (λ) ($\lambda = 1$ соответствует позиции крайней осторожности, крайнего пессимизма, а $\lambda = 0$ – позиции крайнего оптимизма).

Зная, в каком состоянии находится природа на первом шаге дерева, действия оператора представлены в виде вектора стратегии:

$$f = \begin{bmatrix} i \\ j \\ k \end{bmatrix}, \quad i, j, k \in \{0; 1\}, \quad (4.35)$$

где 0 и 1 - альтернативы, из которых ЛПР делает свой выбор при условии, что на первом шаге состояние природы было соответственно b, c, d . Тогда возможны восемь стратегий, одной из которых и пользуется оператор РТС. Т.е. используя терминологию матричных игр, принято, что ЛПР придерживается одной из своих чистых (а не смешанных) стратегий. Результаты имитационного моделирования приведены на рис. 4.20.

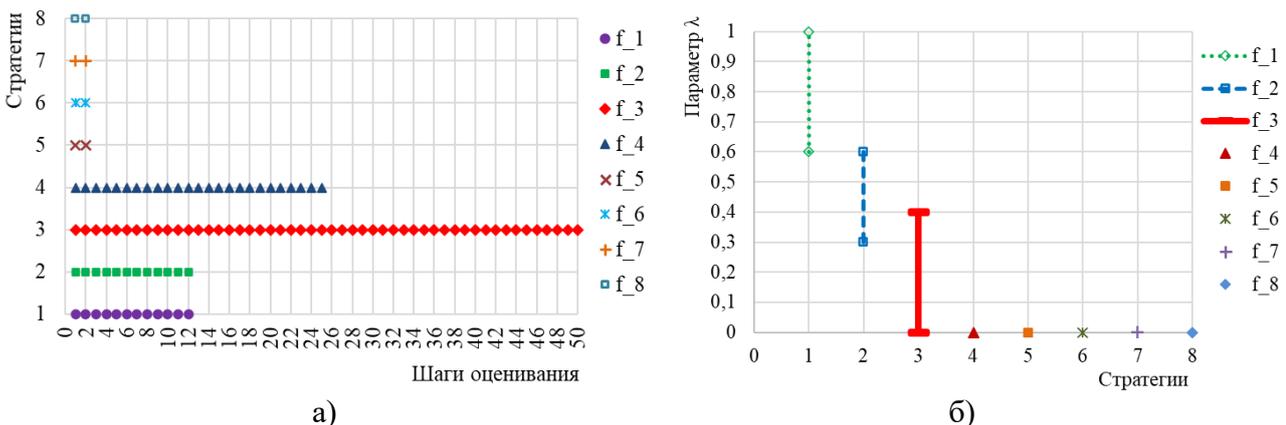


Рисунок 4.20 - Сходимость интервальной оценки стратегии ЛПР (а); обратная функция - зависимость параметра λ от стратегии ЛПР (б)

Из результатов имитационного моделирования, приведенных на рис. 4.20 следует, что процесс пошагового интервального оценивания (по наблюдениям за решениями ЛПР-оператора) выявил, что ЛПР придерживается стратегии f_3 , что соответствует значению параметра $\lambda \in [0; 0,4]$. А это, в свою очередь говорит о позиции, близкой к крайнему оптимизму, т.е.

повышенной склонности ЛПП-оператора к риску. Поэтому данный оператор не может считаться приемлемым «учителем» для автономного робота, выполняющего операции по ликвидации пожара или ЧС.

4.2.5. Моделирование применения роботов в коллаборации с человеком

Коботы, как новый тип роботов

Еще одно важное направление использования РТС, не отдельных, а в кооперации с человеком, начало интенсивно развиваться в последние годы [142, 439, 440]. Этот класс роботов получил название *коллаборативные роботы* или *коботы*. Для них важной задачей является обеспечение безопасной работы людей, взаимодействующих с роботами в составе группы. У коботов, в сравнении с другими типами роботов, более развитым должен быть сенсорный аппарат и алгоритмы принятия решений в разнообразных ситуациях взаимодействия с человеком в общей операционной среде, а также координации их совместной работы.

В данном подразделе рассматриваются вопросы моделирования взаимодействия человека и роботов в общей операционной среде в целях выбора оптимальных параметров такой системы.

В настоящее время к этому классу роботов относят не только манипуляторы, которые должны успешно работать с человеком в одной рабочей зоне (например, на конвейерах, обеспечивая безопасность взаимодействия), но и в других сферах. Такие «команды» иногда называют смешанной рабочей силой, а с учетом необходимости гибкого поведения роботов в таких конфигурациях, иногда их именуют «мягкими роботами». Сейчас выделяют следующие типы коботов:

1. Роботы-манипуляторы, выполняющие роль ассистента человеку в той же рабочей зоне, оказывая ему помощь при выполнении технологических операций определенного типа.
2. Мобильный робот, выполняющий роль партнера человека, передвигающийся в том же пространстве, где кроме непосредственного пользователя находятся и перемещаются другие люди и роботы.
3. Группа роботов, действующих в интересах единого пользователя.
4. Роботы-аватары, позволяющие в режиме виртуальной реальности пользователю управлять удаленным роботом в среде с наличием других подобных роботов и/или людей.

Согласно [440], РТС можно отнести к категории коллаборативной, если она обладает следующими признаками:

1. *Физическая безопасность* для пользователя-партнера РТС и для любых других людей, оказавшихся в зоне действия РТС.
2. *Устойчивость* РТС к попыткам несанкционированного перехвата управления другими людьми или техническими средствами.
3. *Высокая степень автономности* РТС, позволяющая пользователю управлять с помощью простой системы команд.
4. *Доступность управления*, позволяющая управлять роботом без специальной подготовки.

С появлением коботов существенно изменились и задачи управления роботами - они должны уметь:

- работать в условиях изменяющейся внешней среды (в нестационарной среде);
- адаптироваться к различным видам неопределенности, оперативно реагировать на возникающие препятствия (в том числе человека);
- у коботов система управления должна быть более адаптивной и более автономной, чем у других классов роботов;
- исправлять ошибки операторов (при наличии оператора в контуре управления);
- контактировать (взаимодействовать) с другими роботами;
- обучаться (или самообучаться), в отличие от того, что поведение традиционных роботов обычно программировалось.

Появление класса коботов переводит традиционную задачу управления роботом в

категорию задач взаимодействия человека с системой, обладающей функциями искусственного интеллекта.

Важной сферой применения роботов являются экстремальные приложения, в частности ликвидация пожаров и ЧС, т. к. в этих случаях часто возникают ситуации, представляющие угрозу жизни и здоровью человека. В этой сфере сейчас, в основном, применяются РТС с дистанционным управлением. Однако, при использовании для этих целей роботов возникает задача перехода от управления движением платформы к управлению в диалоге с роботом как на стадии его обучения, так и при практическом применении.

В приложениях, связанных с ликвидацией пожаров и ЧС, для роботов существует широкий спектр применений, в частности, это:

- обезвреживание опасных предметов и объектов;
- радиационная и химическая разведка;
- выполнение различных работ в зонах природных и техногенных пожаров, аварий, катастроф;
- выполнение спасательных операций.

Задачи концептуального проектирования РТС

РТС, как сложная техническая система, должна выполнять возложенный на нее комплекс функциональных задач. Перед заказчиком РТС и ее разработчиком стоят несколько отличающихся задач. Заказчик должен выдвинуть реалистичные, реализуемые на практике, требования, позволяющие ему, после создания РТС, обеспечить эффективное выполнение стоящих перед ним задач. Этот этап называют внешним, или концептуальным проектированием [366, 367], в ходе которого формируются облик системы и тактико-технические требования (ТТТ) к ней. Разработчик выполняет внутреннее проектирование (структурно-параметрический синтез системы), обеспечивая выполнение ТТТ. Для РТС характерно, в силу еще неустоявшейся технологии их разработки, то, что оба вида проектирования выполняются разработчиком.

Важным и часто эффективным инструментом концептуального проектирования новой техники, и РТС в том числе, является имитационное моделирование [366, 367], позволяющее оперативно оценивать варианты по различным показателям и выбирать наилучший.

При имитационном моделировании РТС важно не только воспроизведение работы РТС, но и особенности ее взаимодействия с окружающей средой (в том числе и с человеком), что весьма актуально для коллаборативных РТС.

Также, для роботов, состоящих из отдельных подвижных частей (манипуляционных, шагающих и т. п.), особый интерес представляет вопрос собственной динамики РТС, сложность которой существенно возрастает с увеличением количества степеней свободы.

Используемые для моделирования РТС программные среды можно разделить на среды общего назначения, такие как Matlab SimMechanics, 20-sim, Scilab/Scicos и другие, основанные на языке Modelica, и межплатформенные среды разработки, например, Unity. Существуют и специализированные программные продукты, созданные специально для моделирования и решения различных задач робототехники, такие как Webots, V-REP, Gazebo и Rviz, интегрируемые с ROS (Robot Operating System), Microsoft Robotics Developer Studio и др.

Из языков программирования наиболее распространенными являются С, С++, С# и Python. Мультиязыковые API и кроссплатформенность являются стандартом для подобных средств разработки, и присутствуют фактически в каждой из перечисленных выше программных сред.

Что касается технологии создания самих моделей РТС, то программные среды можно разделить на унифицированные, имеющие библиотеки готовых элементов (ходовой части, захватов и др.), и универсальные, содержащие наборы готовых и часто используемых моделей, а также имеющие возможности импорта из большинства распространенных программ 3D моделирования.

В данном исследовании для моделирования (в целях концептуального проектирования) коллаборативных РТС, используемых при ликвидации пожаров и ЧС, была выбрана среда разработки Unity и язык программирования С# (Си шарп), позволяющие использовать

достаточно развитые библиотеки. Из математических средств используется аппарат теории массового обслуживания, регрессионного анализа и многокритериальной оптимизации.

Из множества показателей эффективности работы коллаборативной РТС следует выделить три группы:

- *безопасность* (для оператора, партнера, постороннего человека);
- *эффективность* решения поставленных перед РТС функциональных задач;
- *быстродействие* как один из важных показателей при ликвидации пожаров и ЧС.

При концептуальном проектировании именно в приведенной последовательности приоритетов учитываются приведенные показатели.

Задачи моделирования мониторинга пожарной обстановки коллаборативной группой БПЛА

Рассмотрим одну из важных сфер использования РТС при выполнении задач МЧС России - применение беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) при мониторинге пожаров, в частности, крупных лесных пожаров. В отечественной и зарубежной практике такое целевое использование отдельных БПЛА и их группировок неоднократно отмечалось во многих публикациях [4, 12, 27, 37, 137, 142, 169, 189, 201, 367, 386, 410, 429].

Необходимость внедрения БПЛА в практику выполнения операций МЧС России вписано в приоритетных направлениях развития науки, техники и технологий в МЧС РФ, определенных на перспективу до 2030 года. К числу основных приоритетных направлений отнесены, кроме прочих, такие направления как «... *разработка и внедрение новых образцов аварийно-спасательной техники, оборудования, робототехники, беспилотных авиационных систем и технологий*».

Особенностями применения беспилотных авиационных систем (БАС), в том числе и БПЛА, является то, что этот класс РТС находится еще в начальной стадии развития и многие его функции пока далеки от совершенства. Так в [429] отмечаются такие несовершенства БПЛА как:

- малый срок службы. Так для аппаратов Inspider он составляет от 1 до 3 лет, для Phantom - срок службы - около 2-х лет. Поэтому такого типа системы быстро вырабатывают свой ресурс;
- относительно небольшая дальность полета (обычно это около 2 км.) и малое время пребывания в воздухе (в основном - около 25 минут);
- существенная зависимость от погодных и климатических условий, что делает практически невозможным использование БПЛА при сильном ветре, снегопаде и дожде.

Однако, применение БПЛА в МЧС России продолжается, набирает силу и развивается. Так [429] БПЛА проводят мониторинг пожароопасной обстановки в ряде регионов РФ (Курская, Воронежская, Белгородская области). Учитывая то обстоятельство, что для мониторинга используются имеющиеся сегодня [429] в распоряжении МЧС БПЛА с относительно небольшой продолжительностью полета, возникает задача их регулярной дозаправки (дозарядки) на наземной станции обслуживания.

В силу того, что каждый БПЛА из состава группировки барражирует в определенных зонах (на определенных маршрутах), на величину остаточного запаса заряда его аккумуляторной батареи действует множество факторов, позволяющих считать его случайным, в частности:

- ветер может требовать дополнительного расхода электроэнергии для удержания на маршруте;
- расстояние до пункта дозаправки (ПДЗ) постоянно меняется (в силу движения по маршруту) и критический момент для возврата на дозаправку может наступить в любой точке маршрута;
- фото, видеоаппаратура и другие бортовые системы могут вносить нестационарность (неравномерность) в процесс потребления электроэнергии.

Случайный характер потребления электроэнергии приводит к тому, что БПЛА возвращаются в ПДЗ, имея некоторый случайный остаток заряда, а значит и время их дозаправки до полной емкости становится случайным.

Схема моделируемой ситуации представлена на рис. 4.21. Система в целом является замкнутой системой массового обслуживания (СМО), в которой заявки — это автономные

БПЛА-роботы. Каждая свободная зона мониторинга является заявкой, обслуживаемой свободным роботом. Выработавшие свой энергоресурс роботы являются заявками для портала зарядки, где каждый порт — это обслуживающий прибор для робота. Все роботы одного типа. Для патрулирования одной зоны требуется один робот. Имеется и очередь с числом мест - K (при занятости всех мест в очереди робот покидает очередь и становится в резерв, а его место в мониторинге занимает готовый робот из резерва).

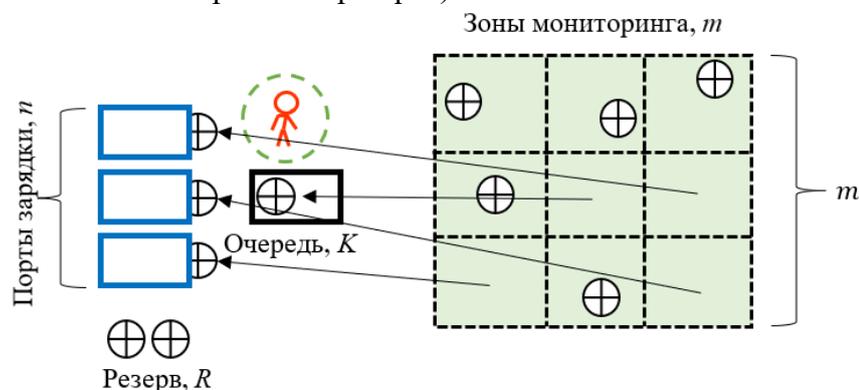


Рисунок 4.21 - Схема элементов задачи мониторинга пожарной обстановки на территории

Коллаборативная часть представлена зоной безопасности вокруг человека, обслуживающего порты зарядки, устройства старта и приземления, в которую не должны залетать роботы. Возможен и вариант конфигурации системы без участия человека, если порты имеют соответствующие бесконтактные терминалы зарядки или зоны роботов и человека не пересекаются.

Заряженные БПЛА вылетают в свободные зоны мониторинга. Если все зарядные порты заняты, робот помещается в очередь, которую покидает после освобождения любого порта. В зависимости от дисциплины и принципов заполнения зон мониторинга, в работу может включаться и группа резервных БПЛА, которые находятся в постоянной готовности.

Задача концептуального проектирования заключается в выборе оптимального состава и параметров системы при ограничениях на некоторые характеристики элементов системы (например, емкость бортового аккумулятора БПЛА, размеры зон и т.п.). Поскольку анализируемая система не является простой стандартной СМО [326, 329, 365, 478], невозможно построить аналитические зависимости выходных показателей системы от ее параметров. Поэтому задача решается на основе имитационного дискретно-событийного моделирования [46, 188].

При проектировании подобных СМО обычно принимается во внимание не один, а несколько показателей (в данном случае их девять), что придает задаче свойство многокритериальной оптимизации [77, 365]. На рис. 4.22 приведена блок-схема алгоритма концептуального проектирования, т.е. выбора оптимальных параметров системы мониторинга пожароопасного района (на ранних стадиях проектирования) на основе использования мультиагентной робототехнической системы.

Алгоритм [64, 289] построен таким образом, что в модуле статистического имитационного моделирования реализуется логика работы МРТС (блок 3). В рассматриваемом ниже иллюстративном примере реализована не вся система, а лишь узел зарядки роботов.

Блоками 1 и 2 определяется область варьирования параметров, влияющих на показатели системы. Среди варьируемых параметров:

- скорость (интенсивность) поступления роботов в портал заправки (x_1 , 1/час), определяется емкостью бортового аккумулятора и энергозатратами бортового оборудования;
- среднее время обслуживания зарядным устройством робота (x_2 , час);
- количество каналов обслуживания роботов, т.е. портов зарядки (x_2 , шт.).

В числе показателей имеются следующие (приведены также их размерности и операторы оптимизации).

1. Время ухода последнего робота (модельное время) и многоканальной системы обслуживания, y_1 , час, *min*.
2. Среднее время ожидания робота в очереди, y_2 , час, *min*.
3. Максимальное время ожидания робота в очереди, y_3 , час, *min*.
4. Среднее количество роботов в очереди, y_4 , шт., *min*.
5. Максимальное количество роботов в очереди, y_5 , шт., *min*.
6. Время занятости каждого терминала зарядки, y_6 , час, *max*.
7. Количество обслуженных роботов (на интервале моделирования), y_7 , шт., *max*.
8. Количество необслуженных роботов, y_8 , шт., *min*.
9. Процент необслуженных роботов, y_9 , %, *min*.

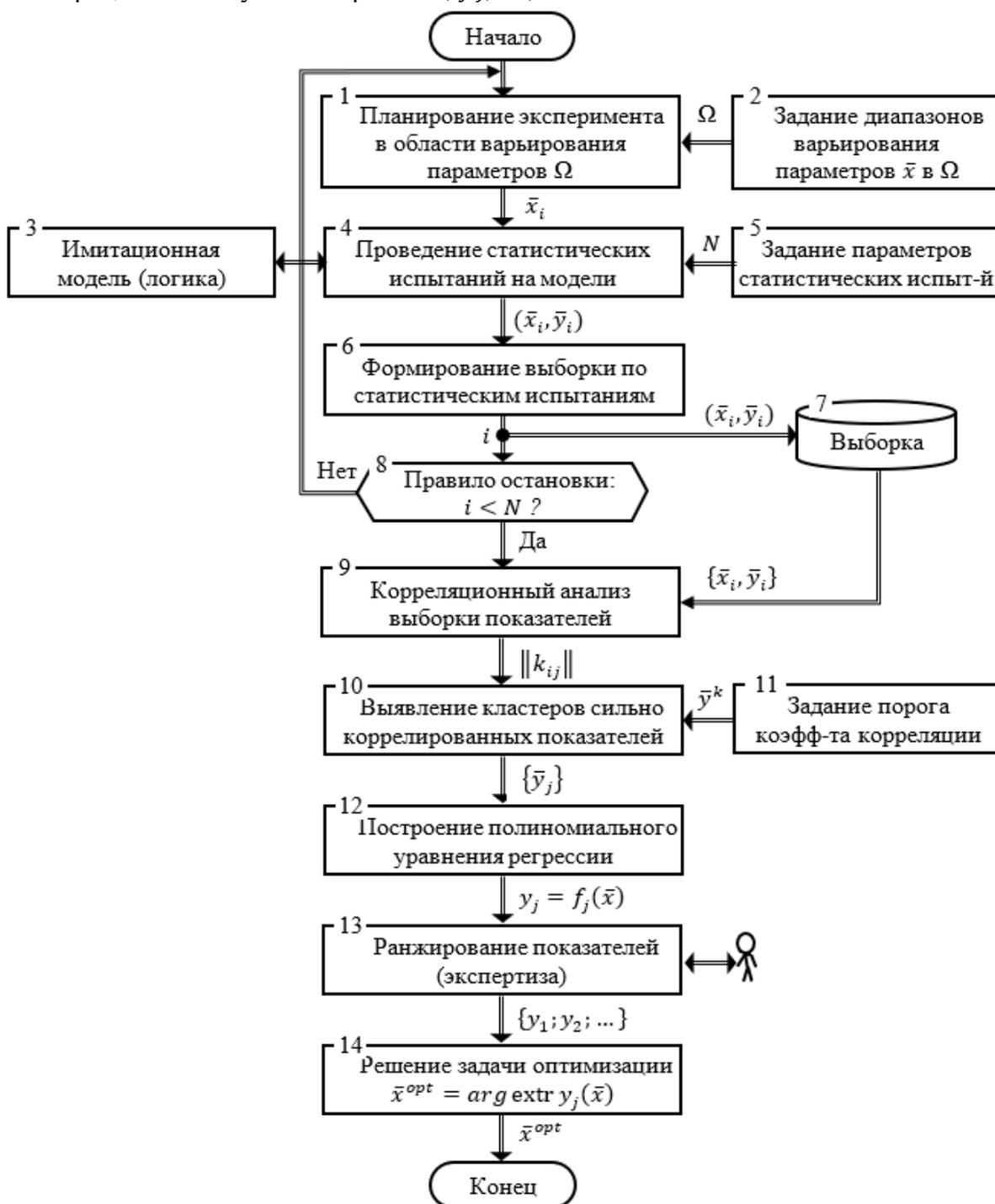


Рисунок 4.22 - Алгоритм выбора оптимальных параметров системы мониторинга пожароопасного района на основе использования мультиагентной робототехнической системы

Статистические испытания (блоки 4, 5, 6) проводятся при различных сочетаниях входных переменных, выбранных оптимально с помощью методов планирования эксперимента [256, 395]. Результаты сформировали выборку, необходимую для дальнейшего анализа.

В предположении, что не все из 9-ти показателей независимы, выполняется корреляционный анализ (блок 9), позволяющий выявить кластеры сильно коррелированных показателей (блоки 10, 11), и оставить по одному из каждого кластера для дальнейшего анализа.

Порог значимой корреляции выбирается в интервале [0,7; 1]. Для сокращенного числа показателей методами экспертного оценивания (парными сравнениями) проводится их ранжирование (блок 13).

По выборке (блок 7) проводится полиномиальный множественный регрессионный анализ в несколько итераций, на каждой из которых наращивания степени полинома (по переменным; по коэффициентам модели полином остается линейным) до тех пор, пока показатель детерминации существенно возрастает, приближаясь к единице.

На основе метода доминирующего критерия или метода последовательных уступок [40] решается задача многокритериальной оптимизации (блок 14). Уровень уступок выбирается в интервале [0; 10] %.

В модельном примере при пороговом значении корреляции 0,7 были выделены два кластера показателей, из которых выбраны в качестве представителей - y_9, y_4 , где первый доминировал. В результате регрессионного анализа построено уравнение для доминирующего показателя:

$$y_9 = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_{11}x_1^2 + a_{22}x_2^2 + a_{33}x_3^2 + a_{12}x_1x_2 + a_{13}x_1x_3 + a_{23}x_2x_3 = \\ = 0,0402 + 0,2145x_1 + 0,1958x_2 - 0,1942x_3 - 0,0199x_1^2 - 0,0130x_2^2 + 0,0015x_3^2 - \\ - 0,0071x_1x_2 + 0,0160x_1x_3 + 0,0097x_2x_3 \quad (4.36)$$

Решением данного уравнения является точка в области варьирования параметров со следующими координатами: $x_1^{opt} = 1,23$ 1/час; $x_2^{opt} = 1,18$ час; $x_3^{opt} = 3$ шт.

Данное решение свидетельствует о том, что энергоемкость бортового аккумулятора работа должна обеспечить поступление их на зарядку в среднем, на чаще, чем 1,23 работа час. Тип бортового аккумулятора и соответствующее ему зарядное устройство должны обеспечить зарядку работа, в среднем, не дольше, чем за 1,18 часа. Количество зарядных устройств должно быть не менее трех.

Выводы по главе 4

1. Анализ текущего состояния применения РТС при ликвидации пожаров и ЧС показал, что потребность в них высока, поскольку вызвана необходимостью снижения риска травмирования или гибели личного состава в случаях ЧС повышенной опасности, в частности, при химическом или радиационном заражении зон ликвидации.

Выявлен ряд проблем, связанных с эффективным управлением применением отдельных роботов или их групп при ликвидации пожаров и ЧС, в частности:

- низкий уровень автономности роботов, что существенно снижает сферу их реального применения;

- низкий уровень интеллектуальности бортовых и внешних систем управления роботами.

Эти обстоятельства дают основание считать разработанные и предложенные для использования машинообучаемые модели интеллектуального управления роботами и их группами, в отличие от существующих моделей, весьма актуальными для повышения эффективности управления ликвидацией пожаров и ЧС.

2. Предложенные в данной главе модели оптимального планирования операций в мультиагентной РТС (МРТС), построенные на основе решения обратной задачи линейного программирования, позволяют организовать адаптивное супервизорное управление группой автономных роботов при их использовании в зонах с высоким риском для людей. Разработанный вариант адаптивного управления позволяет группе роботов работать автономно, практически в непрерывном режиме, что существенно повышает их производительность и снижает риски для

личного состава.

Решение обратной задачи позволяет «консервировать» положительный опыт операторов, тиражировать его и использовать многократно в различных МРТС.

3. Применение машинообучаемой транспортной модели позволило расширить функциональность групп автономных мобильных роботов, используемых при ликвидации пожаров и ЧС за счет оптимального адаптивного распределения заданий в группе роботов. Предложенные модели повышают живучесть МРТС за счет более гибкого выполнения работ в составе группы.

4. Одной из важных функций при ликвидации пожаров и ЧС является разведка. В настоящее время разработано достаточно много РТС, позволяющих проводить разведку в самых разных условиях. Единственным, но существенным их недостатком является низкий уровень автономности - оператор по-прежнему остается уязвимым для деструктивных факторов пожара и ЧС. Предложенный в работе подход, основанный на применении машинообучаемых управляемых марковских цепей (УМЦ), позволяет существенно повысить степень автономности роботов разведки.

5. Все многообразие машинообучаемых моделей для автономного управления мобильными роботами основано на передаче опыта принятия решений от квалифицированного ЛПР-оператора модели. Однако, важная особенность автономной работы РТС, в отличие от РТС, управляемой человеком, заключается в мере ответственности за принимаемые решения. При управлении оператором - он и несет ответственность, при выполнении операций автономным роботом вопросы ответственности остаются открытыми. В этих условиях важно обучить робота по опыту оператора не только опытного, но и не склонного к принятию решений с высоким риском. В данной главе предложен подход, позволяющий оценить склонность ЛПР-оператора к риску, что дает инструмент для селектирования операторов - учителей роботов, применяемых при ликвидации пожаров и ЧС.

6. Предложенный подход к задачам концептуального проектирования систем мониторинга пожароопасной обстановки на основе использования БПЛА-роботов или дронов, построенный на основе методов статистического имитационного моделирования, позволяет строить гибкие и удобные в использовании полиномиальные модели. На основе таких моделей можно рассматривать и выбирать для реализации большой спектр конфигураций систем, работающих, в том числе и в коллаборации с человеком, на разных стадиях их проектирования.

Глава 5. Модели и алгоритмы контроля готовности и управления рисками в задачах поддержки принятия решений при ликвидации пожаров и ЧС

Вопросы контроля готовности всех подразделений к выполнению задач ликвидации чрезвычайных ситуаций закреплены в основных нормативных правовых актах РФ [302, 310], в частности отмечается: *«19. Готовность аварийно-спасательных служб и аварийно-спасательных формирований к реагированию на чрезвычайные ситуации и проведению работ по их ликвидации проверяется в ходе аттестации, а также в ходе проверок, осуществляемых в пределах своих полномочий Министерством Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий и его территориальными органами, органами государственного надзора и контроля, а также федеральными органами исполнительной власти, органами исполнительной власти субъектов Российской Федерации, органами местного самоуправления и организациями, создающими указанные службы и формирования»* [310].

В данном разделе рассматриваются вопросы алгоритмического обеспечения технологических процедур внутреннего контроля готовности к реагированию на ЧС на уровнях иерархии управления, начиная с нижнего.

5.1. Инструменты риск-ориентированного контроля

5.1.1. Риск-ориентированное управление силами и средствами в ГПС

Риск-ориентированный подход к управлению в организационных системах является важным и перспективным, т.к. позволяет перейти от управления по отклонениям к управлению по возмущениям и к принятию превентивных мер для недопущения негативных эффектов [346].

Собянин С.С. в [346] в разделе «Планы и программы на 2019-2020 годы» выделяет отдельно «... внедрение риск-ориентированного подхода» как одно из направлений обеспечения пожарной безопасности столицы. Кроме того, он отмечает необходимость реализации внутреннего контроля состояния оборудования «...в период между инспекционными контролями» [346].

В данной главе предпринята попытка применения в ГПС инструментария внутреннего контроля, апробированного и используемого для риск-ориентированного контроля финансово-хозяйственной деятельности как в отечественных организациях, так и за рубежом.

Риск-ориентированный подход является одним из современных трендов в практике управления в организационных системах [125]. Поэтому актуальность задач эффективного контроля деятельности организаций не вызывает сомнений ни у отечественных специалистов [6, 8, 29, 54, 55, 60, 171, 172, 177, 241, 293-295, 344, 400, 284, 425, 431] ни у иностранных [255, 444]. Интерес к данной проблематике в последнее время возрос в связи с появлением новых источников рисков в деятельности организаций, обусловленных такими современными факторами как усиливающаяся волатильность рынков и возрастающая турбулентность и интенсивность социально-экономических процессов как в масштабах отдельных стран, так и в международных отношениях, растущая роль информационно-коммуникационных технологий в жизни общества, которая усиливает, в том числе, и негативные проявления (сетевые атаки хакеров и спецслужб, кражи данных и т. п.).

Анализ состояния инструментальных средств внутреннего контроля в организациях подтверждает существовавшие и ранее различия в подходах отечественных и зарубежных специалистов к организации и проведению контроля. Если в нашей стране ядром контроля являлись инспекции и другие варианты проверки, как правило, в форме последующего контроля, то за рубежом основная ставка делалась на методы риск-менеджмента. Это обстоятельство имеет как минусы, так и плюсы. В числе минусов - то, что зарубежные компании широко пользуются программными средствами для контроля посредством управления рисками, а отечественные –

таких средств практически не имеют. Среди плюсов то, что, разрабатывая программные средства контроля, российские организации могут использовать богатый отечественный опыт, усилив его технологическими приемами и средствами риск-менеджмента, что потенциально должно придать отечественным системам внутреннего контроля (СВК) большую гибкость и действенность.

В числе отечественных особенностей можно отметить, например, все еще огромный поток бумажных документов и слабый «ручеек» электронных; преобладающую долю в сфере менеджмента «ручных» операций и формальных/нерациональных регламентов; практически полное отсутствие сколько-нибудь оптимизированных (или хотя бы рационализированных) с системных позиций бизнес-процедур; и т. п. Основное противоречие в этой связи, на наш взгляд, состоит в том, что современные информационные средства и математические методы далеко не в достаточной степени используются для роста эффективности систем управления организациями и, в том числе, систем внутреннего контроля. В этом направлении есть существенный потенциал роста, для действенной реализации которого необходимо привлечь (разработать) средства его оценивания и на этой основе проводить регулярный мониторинг уровня потенциала. СВК создают необходимую для этого технологическую среду.

Анализ зарубежного опыта показывает, что средства внутреннего контроля и аудита широко используются от малых фирм до крупных государственных организаций. Принципы внутреннего контроля сформулированы в Лимской декларации руководящих принципов контроля (1977 г.) [222]. На сегодня имеется ряд общепризнанных стандартов (COSO, COBIT, SAC, SAS 78 и др.), которые воплощены в многочисленные программные продукты, как автономные, так и встроенные в системы корпоративного учета и управления, обеспечивающие потребителям широкий спектр функциональности. Базовым из стандартов является COSO, отражающий принципы контроля на основе учета и оценки рисков.

Отечественные государственные структуры (как правило, министерства) и крупные холдинги (РЖД, Ростелеком, Российские сети и ряд других) в настоящее время внедряют СВК для обеспечения эффективного управления ресурсами и/или получения дополнительных конкурентных преимуществ, однако, реализуется это в каждой организации по-своему и на основе собственных средств программного и методического обеспечения.

Зарубежный и отечественный опыт построения СВК показывает [125], что для обеспечения их эффективной работы необходимо решить такие группы задач, как:

- создание унифицированных методических инструментов поддержки процессов оценки состояния СВК на разных уровнях иерархии управления, гибко адаптируемых к их специфике и состоянию управленческой и операционной среды;
- разработка математических моделей и программных средств, способных обеспечить функции контроля на всех уровнях иерархии управления;
- создание системы обучения персонала эффективной работе с методическим и программным инструментарием.

В современной отечественной литературе по тематике внутреннего контроля еще крайне мало работ [125], отражающих методическую сторону анализа процедур построения и функционирования СВК в организациях. Учитывая приведенные выше аргументы представляется крайне актуальным рассмотреть возможность и сделать некоторые оценки применения принципов внутреннего контроля в МЧС РФ, в частности в структурных подразделениях ее государственной противопожарной службы (ГПС).

Актуальным представляется создание, в перспективе, системы внутреннего контроля готовности (СВКГ) подразделений к выполнению боевых задач ликвидации пожаров. В настоящее время в структуре ГПС все еще сохранилась система проверок состояния сил и средств в виде периодических инспекций [376]. Наличие в настоящее время в структуре РСЧС автоматизированной информационно-управляющей системы (АИУС) позволяет дополнить ее еще и элементами СВКГ на разных уровнях иерархии управления. Функционирование СВКГ позволит в реальном масштабе времени в режиме мониторинга оценивать готовность как отдельных элементов самого низшего уровня (автоцистерн, рукавного хозяйства и т.п.), так и

обобщенных показателей караулов, пожарных частей, гарнизонов и т.д. Наличие актуальной информации о готовности боевых единиц к выполнению задач по ликвидации пожаров позволит руководству различных уровней РСЧС принимать более обоснованные решения как оперативного характера, так и организационного. А оценивание уровней текущих рисков позволит использовать методы превентивного управления, основанные на измерении возмущений наиболее существенных факторов.

Как известно [251, 123], в теории управления организационными и техническими системами, существуют два основных принципа управления объектами и процессами – по отклонениям и по возмущениям. В первом случае управляющее воздействие в контуре обратной связи формируется лишь после появления отклонения контролируемого ключевого показателя от его программного или ожидаемого значения, например, время прибытия на пожар существенно превысило допустимое значение (отклонение выходного показателя от нормативного), в результате чего для обеспечения минимизации ущерба руководителем тушения пожара повышен ранг пожара, из чего последовала необходимость привлечения дополнительных подразделений. В случае управления по возмущениям, в процессе планирования операции принимаются во внимание те факторы, случайные возмущения которых могут привести к отклонениям выходного показателя от нормативного уровня, например, плотный дорожный трафик на выбранном маршруте следования в час пик может привести к неоправданному увеличению времени прибытия на пожар. Модели, позволяющие учесть многочисленные факторы и их возможные возмущения, позволят выбрать варианты движения и другие управляющие элементы таким образом, чтобы не допустить отклонение выходных ключевых показателей от их нормативных (директивных, ожидаемых) значений [123].

5.1.2. Контроль в ГПС

В ряде работ [69, 136, 233] приведены постановки задач оценивания качества и эффективности работы пожарно-спасательной части (ПСЧ). Построены модели, позволяющие на основании статистических данных о временных и других характеристиках реагирования подразделений вести мониторинг качества реагирования.

Контроль состояния сил и средств в процессе боевого дежурства посвящен ряд нормативных документов ГПС [302].

Вопросам контроля в процессе боевых действий и при их подготовке уделяется большое внимание и в учебно-методической литературе по управлению силами и средствами на пожаре, а также по пожарной тактике [290, 370].

На рис. 5.1. представлена одна из классификаций систем контроля в ГПС. Можно выделить две большие группы систем контроля: внутренний и внешний.

Несмотря на то, что в настоящее время в МЧС РФ, и в системе ГПС в том числе, функции контроля, проверок, инспекции не выделены в отдельную функциональную, вертикально интегрированную, подсистему, будем считать, что гипотетически можно считать, что такая возможность существует, а значит можно говорить о единой системе внутреннего контроля (СВК), являющейся частью автоматизированной информационно-управляющей системы (АИУС) РСЧС, призванной осуществлять мониторинг состояния сил и средств, а также текущих рисков. В данном разделе предпринята попытка построения логико-математических основ организации СВК в ГПС на основе опыта построения СВК в других отраслях [125].

Системы внутреннего контроля призваны вести мониторинг текущего состояния всех функциональных элементов системы ликвидации пожаров и заключаются в проверке готовности подразделений к выполнению боевых задач.

СВК, обеспечивающие контроль во время дежурства, как правило, не испытывают недостатка времени на его выполнение и могут действовать согласно предварительного плана проверок. При планировании контроля определяется порядок выполнения задач контроля (что, где и в какой очередности). Определяются методы контроля, должностные лица, осуществляющие его, а также форма и сроки представления результатов. В планы контроля обычно входят [302]: проверка несения караульной службы, содержания пожарной техники и

снаряжения, знания, необходимые личному составу для успешного выполнения боевых действий, слаженность действий и отработки нормативов. К этому же кругу задач относят и проверку работы диспетчеров, проверку проведения занятий по профессиональной подготовке [302, 310].

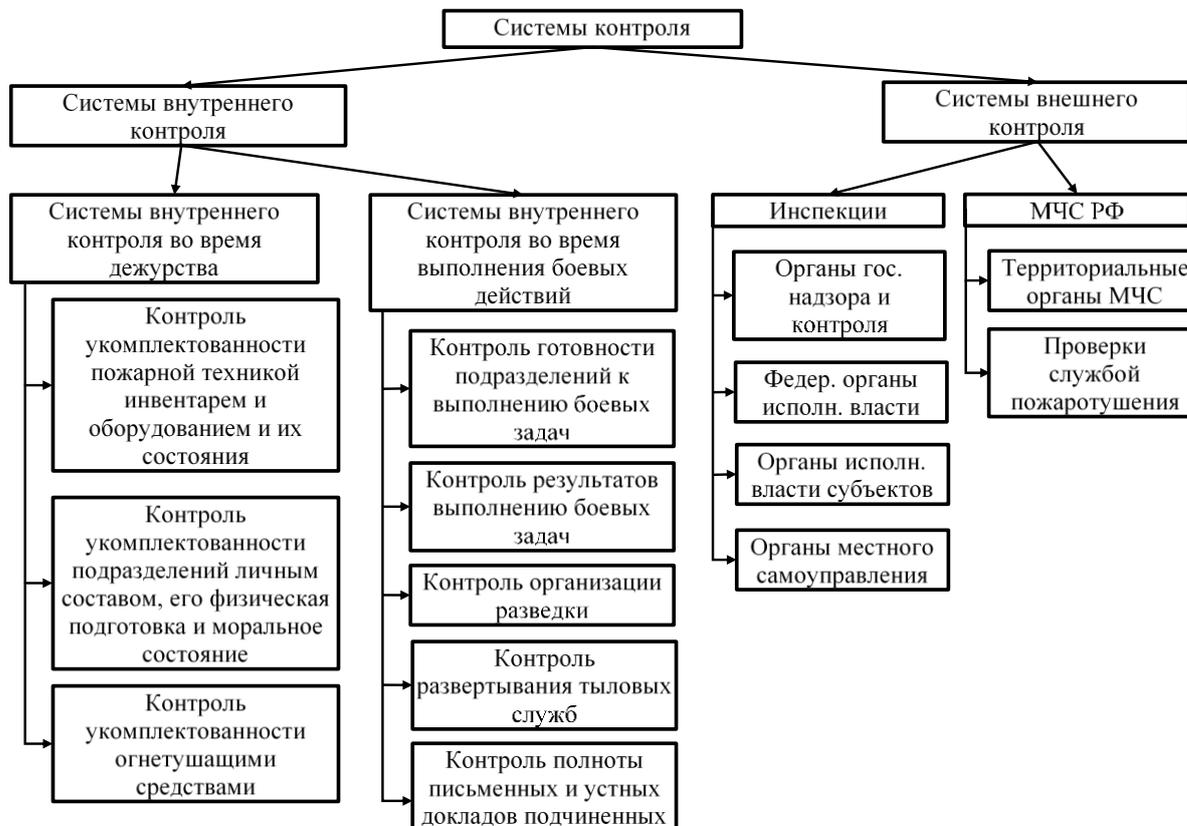


Рисунок 5.1 - Разновидности контроля и проверок в ГПС

СВК, реализующие контроль во время выполнения боевой задачи, практически всегда действуют в режиме цейтнота. Качество выполнения контроля во многом определяется мастерством РТП, штаба и другого персонала, участвующего в ликвидации пожаров. Дефицит времени и большой объем неформализованной (неструктурированной) информации приводит к тому, что не вся она может быть использована для обеспечения максимально эффективной ликвидации пожара. Именно в подобных условиях оказываются весьма востребованными системы поддержки принятия решений в комплексе с информационно-коммуникационными системами.

Система внешнего контроля фактически выполняет функции аудита систем внутреннего контроля, обеспечивая поддержание необходимого уровня достоверности данных внутреннего контроля.

5.1.2.1. Регламентация контроля готовности сил и средств в ГПС

Контроль готовности гарнизонов, пожарных частей, караулов, диспетчерских пунктов и центров управления пожарной охраны

В настоящее время контроль готовности заключается в проведении проверок подразделений ГПС вышестоящим уполномоченным лицом по тем или иным направлениям деятельности [290, 370]. Результаты проверок сравниваются с существующими нормами и требованиями руководящих документов. Состав процедур контроля устанавливается вышестоящим органом и/или должностным лицом ГПС, уполномоченным на проведение проверки. Структура мероприятий проверки готовности в настоящее время, как правило, включает в себя следующее [302, 310]:

- направляется уведомление о проведении проверки в соответствующие гарнизоны и подразделения ГПС;

- издается приказ о создании комиссии (комиссий) для проведения проверки;
- составляется плана мероприятий по проведению проверки;
- выполняются все мероприятия по плану проверки и оформляются результаты;
- принимаются меры на основании результатов проверки.

Основными *целями* проверки готовности гарнизонов и подразделений ГПС являются следующие:

- оценивание показателей готовности СиС к выполнению задач ликвидации пожаров и аварийно-спасательных работ;
- оценивание полноты реализации прав и обязанностей должностных лиц подразделений ГПС, а также деятельности караульной и гарнизонной служб;
- определение факторов, влияющих на ненадлежащее исполнение нормативных правовых актов;
- реализация мер, направленных на устранение причин и последствий выявленных нарушений;
- обобщение положительного и негативного опыта, разработка и распространение новых методов работы в подразделениях для обеспечения готовности ГПС.

Факторами, влияющими на показатели готовности, являются следующие [290, 370]:

- Степень боевой подготовки сотрудников;
- Показатели морально-психологической подготовки сотрудников;
- Степень усвоенности командирами, штабами и сотрудниками знаний, умений и навыков эффективного ведения боевых действий;
- Показатели состояния техники и оборудования, их соответствие современным требованиям ведения боевых действий;
- Степень укомплектованности подразделений личным составом;
- Обеспеченность необходимыми материальными резервов, достаточными для эффективной ликвидации пожара.

К числу мероприятий, способных поддержать готовность подразделений ГПС, обычно относят следующие [290, 370]:

- Регулярная боевая подготовка по всем видам (строевая, тактическая, физическая, огневая, инженерная, химическая, боевое слаживание);
- Командно-штабные учения;
- Боевые (полевые) учения;
- Воспитательная (морально-психологическая) работа с сотрудниками;
- Правовая работа с личным составом для профилактики нарушений законодательства;
- Формирование мотивации личного состава;
- Регулярное обслуживание техники и оборудования.

Результаты проверок используются для проведения обучения и тактической подготовки начальствующего состава в соответствующих центрах подготовки [278].

В числе документации ПСЧ, в которой, например, отражалась бы контрольная деятельность, следующие:

- Журнал испытаний пожарно-технического вооружения и аварийно-спасательного оборудования
- Ведомость состояния рукавного хозяйства подразделения пожарной охраны.

5.1.2.2. Термины, определения и элементы внутреннего контроля

Рассмотрим основные элементы внутреннего контроля, принятые в организациях, подходы к построению СВК и возможности применения имеющегося в этой сфере отечественного и зарубежного опыта к потребностям ГПС.

Контроль

Термин «контроль» часто используется в самых различных отраслях знаний и практических приложениях. При этом в него вкладывается, подчас, разный смысл в различных контекстах. В связи с его англоязычным происхождением иногда при переводе иностранной литературы термин «*control*», имеющий базовый смысл как «управление» переводится как «контроль». В русскоязычной литературе (в том числе и в законодательных актах) термины «управление» и «контроль» традиционно имеют разный смысл. «Контроль» носит пассивный оттенок и имеет своими синонимами, например, «проверка», «отслеживание», «мониторинг», и т. п. «Управление» же носит активный оттенок и отражает смысл воздействия на управляемый объект (выработка и реализация плана, стратегии, сценария, решения, и т.п.).

Русскоязычному термину «контроль» больше подходит, по его содержанию, англоязычное «*check*». Однако, тем не менее, за термином «внутренний контроль» в англоязычной литературе закрепился термин «*Internet control*». Поэтому при использовании и трактовке иностранных источников важно учитывать контекст и понимать вкладываемый в них смысл.

В интерпретации термина «контроль» применительно к предприятиям и организациям есть различные трактовки.

Так, например, контроль характеризуется как одна из функций управления, представляющая собой систему наблюдения и проверки функционирования управляемого объекта с целью оценки обоснованности и эффективности принятых управленческих решений, выявления степени их реализации, наличия отклонений и неблагоприятных ситуаций, о которых целесообразно своевременно проинформировать полномочных лиц и/или компетентные органы, способные принять меры к улучшению положения дел [278]. Или, что контроль представляет собой одну из основных функций органов руководства и управления, состоящую в систематической проверке объектов контроля [278].

В качестве обобщения различных трактовок термина «контроль» применительно к практике функционирования организаций наиболее универсальным рабочим определением представляется следующее: **контроль** - это система наблюдения за процессом функционирования управляемого объекта и проверки его фактического состояния в целях:

- выявления отклонений от принятых управленческих решений,
- оценки обоснованностей и эффективности
 - этих решений,
 - результатов их выполнения,
- устранения неблагоприятных явлений (и при необходимости информирования о них компетентных органов) [125].

Вопросы контроля процессов, элементов, субъектов различных уровней и звеньев РСЧС рассредоточены в самых различных нормативных документах.

Так, контроль готовности подразделения пожарной охраны, например, после прибытия к месту дислокации должен быть не более 40 минут [302, 310] и включает следующие мероприятия:

- осмотр состояния личного состава, непосредственно подчиненного начальнику караула;
- определение количества израсходованных ресурсов и заправка пожарных автомобилей огнетушащими и горюче-смазочными материалами;
- замену и/или ремонт пожарного оборудования (в том числе - автомобилей), инструмента, средств спасения людей, средств индивидуальной защиты и самоспасения, пожарного инструмента, средств связи, спасения людей, одежды, сушка пожарных рукавов и замена их на сухие формы одежды);
- замена или заправка баллонов СИЗОД;
- зарядка или замена аккумуляторных батарей во всех используемых электронных приборах;
- возвращение всех приборов и оборудования на их штатные места;

- диспетчеру гарнизона сообщается о готовности подразделения к выполнению боевых задач.

Т.е. проведенные операции по регламенту восстановления готовности привязаны к строго определенному времени выполнения всего комплекса работ. В других случаях время контрольных и восстановительных процедур может быть не столь жестким.

В нормативных документах к категории «контроль» можно отнести и то, что называют проверками или инспекциями. Они могут быть инициированы как внешними лицами, так и быть внутренними.

Принципы контроля

Общие принципы контроля, для его отдельных видов, определены в нормативных документах, научной и специальной литературе [125, 151, 168, 171, 177, 252].

К числу универсальных принципов контроля относятся:

- регламентация;
- независимость;
- плановость;
- действенность;
- разграничение ответственности и полномочий.

Под регламентацией понимается подчиненность контроля регламентирующим документам.

Под независимостью понимается независимость контроля от проверяемых субъектов, обеспечивающая объективность суждений.

Под плановостью следует понимать применение принципов планирования контрольных действий.

Действенность означает обязательность принятия управленческих решений по результатам контроля.

Разграничение ответственности и полномочий означает, что функции контроля должны быть отделены от функции исправления ошибок, а информация, получаемая в ходе контроля, должна быть доведена до определенного круга заинтересованных должностных лиц.

Все остальные принципы, присущие отдельным видам контроля, называют специфическими. К ним можно отнести принцип гласности, непрерывности, (это в первую очередь относится к внутреннему контролю, конфиденциальности - антипода гласности и т.д.

Методы контроля

Методы контроля - это органически взаимосвязанная совокупность общенаучных, собственных и специфических принципов, приемов, способов и средств, применяемых в процессе анализа законности, достоверности, целесообразности и обоснованности операций и процессов на основе использования учетной, отчетной, плановой (нормативной) и другой информации в сочетании с исследованием фактического состояния объектов контроля [125].

В числе общенаучных, собственных и специфических составляющих можно отметить следующие:

- общенаучные методические приемы исследования объектов контроля - это анализ, синтез, индукция, дедукция, аналогия, моделирование, абстрагирование, эксперимент и др.;
- собственные методические приемы - это инвентаризация, экспертиза, наблюдение, мониторинг, т.е. фактические методы; арифметическая проверка, способ обратного счета, тестирование и другие документальные методы;
- специфические приемы смежных наук - это приемы системного анализа, экономико-математические методы, методы теории вероятностей и математической статистики и др.

Одна из классификаций методов (и приемов) контроля [125] имеет следующий вид:

1. Методы фактического контроля.

1.1. Мониторинг.

1.2. Наблюдение.

1.3. Инвентаризация.

1.3.1. По объему.

- 1.3.1.1. Сплошная.
- 1.3.1.2. Выборочная.
- 1.3.1.3. Комбинированная.
- 1.3.2. По полноте.
 - 1.3.2.1. Полная.
 - 1.3.2.2. Частичная (неполная).
- 1.3.3. По организационному признаку (и предсказуемости).
 - 1.3.3.1. Плановая.
 - 1.3.3.2. Внеплановая.
 - 1.3.3.3. Перманентная.
- 1.4. Экспертное оценивание.
 - 1.4.1. Контрольный замер.
 - 1.4.2. Лабораторный анализ.
 - 1.4.3. Графологическая экспертиза.
 - 1.4.4. Технические испытания качества.
- 2. Методы документального контроля.
 - 2.1. Прослеживание (приемы работы с документами).
 - 2.1.1. От регистра к документу.
 - 2.1.2. От документа к регистру.
 - 2.1.3. По объему.
 - 2.1.3.1. Сплошное.
 - 2.1.3.2. Выборочное.
 - 2.1.3.3. Комбинированное.
 - 2.2. Способы изучения документов.
 - 2.2.1. Формальная проверка.
 - 2.2.2. Проверка по существу.
 - 2.2.2.1. Арифметическая.
 - 2.2.2.3. Юридическая.
 - 2.2.2.4. Логическая.
 - 2.2.2.5. Встречная.
 - 2.2.2.6. Способ обратного счета.
 - 2.2.2.7. Сравнение.
 - 2.2.2.8. Тестирование.
 - 2.2.2.9. Нормативная.
 - 2.2.2.10. Техничко-экономические расчеты.

Внутренний контроль

Программой Правительства РФ по повышению эффективности бюджетных расходов на период до 2012 года, утвержденной распоряжением Правительства РФ от 30 июня 2010 г. № 1101-р *государственный контроль* определяется как «деятельность уполномоченных органов государственной власти (государственных органов) и органов местного самоуправления (муниципальных органов), направленную на контроль:

- соблюдения законодательства РФ и иных нормативных правовых актов, регулирующих правоотношения;
- достоверности, полноты и соответствия отчетности нормативным требованиям;
- экономности, результативности и эффективности использования ресурсов.» [125]

Внутренний контроль, как неперемный структурный элемент любой организации в РФ, зафиксирован в 402-ФЗ и особую роль играет в государственных предприятиях. Если в частных предприятиях любого формата собственник и/или стейкхолдеры «кровно» заинтересованы в эффективном функционировании всех направлений внутреннего контроля (ВК), то система государственных организаций требует механизма, принудительно обеспечивающего эффективное функционирование. Таким механизмом и призвана являться директивно действующая система контроля, проверок, аудита. И внутренний контроль – один из ее

элементов.

Поскольку государственные структуры как правило имеют иерархическую многоуровневую структуру, то понятия «внешний» и «внутренний» зависят от того, какой элемент иерархии рассматривается.

Цель контроля

Целью контроля в системе РСЧС является обеспечение готовности сил и средств к эффективному выполнению аварийно-спасательных работ и задач ликвидации пожаров.

Целью контроля со стороны руководителей различных уровней РСЧС является проверка готовности личного состава и пожарно-спасательной техники и оборудования к выполнению боевых задач.

Целями контроля, выполняемого РТП, является получение информации о состоянии объекта ликвидации пожара и о результатах выполнения подчиненными боевой задачи.

В иерархии РСЧС результаты контроля на нижележащих уровнях являются исходным «сырьем» для интеграции сведений о состоянии СиС подразделений нижних уровней (подведомственных подразделений - ПВП). Таким образом, целью контроля вышестоящими звеньями системы управления является мониторинг подведомственных им уровней для обеспечения своевременного реагирования на возникающие ситуации (отклонения показателей от нормы).

Задачи контроля

В широком смысле можно выделить следующие задачи контроля [125]:

1. проверка соблюдения действующего законодательства и иных норм регулирования деятельности подразделений ГПС;
2. обеспечение укомплектованности подразделений личным составом, оборудованием, инструментом и техникой, а также выявление фактов недокомплекта, недостатков, потерь, порчи и нерационального использования всех видов ресурсов: материальных, трудовых и прочих;
3. проверка планов (повышения квалификации, физической и тактической подготовки и др.), выявление и интерпретация отклонений фактических результатов от заданных или нормативных параметров подразделений и их деятельности;
4. выявление и использование резервов роста и повышения эффективности функционирования подразделений;
5. проверка состояния внутреннего контроля, достоверности отчетности как источника информации для функционирования подразделений.

В качестве более узких задач контроля можно выделить следующие [125]:

1. обеспечение соблюдения действующего законодательства в области реагирования ГПС на возникающие пожары и другие ЧС;
2. обеспечение правильности организации караульной и гарнизонной службы, а также выполнения функций ликвидации пожара;
3. обеспечение эффективного, целевого и рационального использования подразделениями ресурсов, выделяемых на цели ликвидации пожара;
4. выявление резервов роста показателей реагирования подразделений и РСЧС в целом;
5. своевременное выявление нарушений регламентов работы подразделений, приводящих к снижению показателей эффективности ликвидации пожара;
6. превентивное управление факторами риска, способными снизить основные показатели реагирования подразделений пожарной охраны.

Еще один вариант перечня задач внутреннего контроля включает следующие [125]:

1. оценивание работы руководителей и сотрудников подразделений с целью выявления сильных и слабых сторон их деятельности, используемых для предотвращения возможных негативных последствий деятельности (превентивное управление, управление рисками);
2. проверка эффективности осуществляемых боевых операций, достоверности информации о состоянии объектов и субъектов процесса ликвидации пожара;
3. обеспечение сохранности техники, имущества и боеспособности личного состава

подразделения.

4. контроль полноты и правильности выполнения всех мероприятий и операций при ликвидации пожара;
5. предотвращение возможных ошибок при ликвидации пожара и боевом дежурстве;
6. выполнение приказов и распоряжений руководства;
7. обеспечение соблюдения всеми сотрудниками караулов и гарнизонов своих должностных обязанностей.

Классификация контроля

В литературе по контролю на предприятиях можно встретить большое разнообразие признаков, по которым различаются между собой разновидности контроля. Приведем наиболее устоявшиеся или законодательно закреплённые признаки классификации и их значения в преломлении к задачам контроля в РСЧС.

1. По времени осуществления:

1.1. Предварительный, или перспективный контроль, предшествует выполнению операции. Его цель - предотвращение негативных последствий, которые могут возникнуть в результате этой операции. Предварительный контроль осуществляется в ходе обсуждения, планирования и утверждения проектов и планов операций (работ, действий);

1.2. Текущий, или оперативный контроль, осуществляется в ходе рассмотрения отдельных вопросов и элементов исполнения операций;

1.3. Последующий, или ретроспективный контроль, проводится в ходе рассмотрения и утверждения отчетов о выполненных операциях. Т.е. это контроль на стадии оценки действий пожарных подразделений и является своеобразным «разбором полетов».

2. По признаку полноты проверки:

2.1. Сплошной, который охватывает все без исключения операции и объекты;

2.2. Выборочный, который основывается на ограниченной по объёму выборке операций (объектов), подвергающихся проверке - проверяются лишь некоторые. При этом следует исходить из возможности распространения результатов выборочной проверки на все аналогичные операции и/или объекты;

2.3. Сквозной контроль - сопровождает осуществление всех технологических процессов при ликвидации пожаров от начала до конца.

3. По способу проверки:

3.1. Документальный контроль, основывающийся на проверке нормативных, плановых и отчетных документов. На основании этого устанавливается законность и целесообразность произведенных действий и операций;

3.2. Фактический контроль, который осуществляется путем обмера, взвешивания, пересчета и других аналогичных процедур с целью установления действительного состояния объекта проверки.

4. По периодичности:

4.1. Постоянный контроль, осуществляемый непрерывно;

4.2. Периодически возобновляемый контроль, осуществляемый через определенные промежутки времени;

4.3. Внезапный контроль, сроки проведения которого не должны быть известны заинтересованному лицу.

5. По отношению проверяющего органа к проверяемому объекту:

5.1. Внешний государственный контроль, осуществляемый контрольными органами законодательной власти;

5.2. Внутренний государственный контроль, осуществляемый контрольными органами исполнительной власти.

6. По организационным формам:

6.1. Ведомственный контроль - это контроль со стороны министерств, ведомств и других объединений за деятельностью подведомственных им организаций;

6.2. Вневедомственный контроль - это контроль со стороны органов общей и специальной

компетенции (налоговых органов, органов страхового надзора и т.д.).

7. По области осуществления контроля:

7.1. Профессиональный контроль - это контроль в сфере основных компетенций подразделений непосредственно занятых ликвидацией пожаров и других ЧС;

7.2. Контроль деятельности, не связанной с профильными компетенциями подразделений (контроль деятельности лиц, не являющихся участниками процесса ликвидации пожара).

Формы контроля

Счетная проверка направлена на контроль достоверности отчетной документации. Выявленные ошибки должны быть урегулированы в ходе проверки путем их исправления или обоснования выявленных несогласованностей форм отчетности между собой или с источниками информации. При счетных проверках используются лишь методы документального контроля (арифметическая, логическая, встречная проверки).

Тематическая проверка (обследование) проводится по одному кругу вопросов (тем) путем ознакомления с отдельными участками деятельности подразделения. Отличительной особенностью обследования является использование большого набора приемов и методов фактического и документального контроля. Проверка может быть, как текущей, так и последующей. Результаты таких проверок всегда бывают очень конкретны при отражении в актах выявленных нарушений.

По результатам тематических проверок обычно составляют не только акт, но и распорядительные документы по мерам устранения выявленных нарушений и воздействия на виновных лиц.

Ревизия - это форма последующего документального и фактического контроля. Она состоит в тотальном анализе подразделения для установления законности, достоверности, целесообразности и эффективности принятых решений и совершенных действий. Целью ревизии является обеспечение сохранности имущества и ресурсов подразделения, контроль экономного их использования. Отличительной особенностью ревизии является использование практически всех методов документального и фактического контроля. В ходе ревизии анализируются все стороны деятельности подразделения.

Аудит является независимой проверкой подразделения. Цель аудита состоит в выражении мнения аудиторской организации о степени достоверности отчетности подразделения и ее соответствии нормативной правовой документации. Итоговыми документами аудита являются: аудиторское заключение и отчет аудитора. Заключение при аудите имеет юридическую силу. При аудите используются, как правило, методы документального контроля. При этом результаты инвентаризации как элементы фактического контроля, играют роль одного из доказательств подтверждения данных, отраженных в отчетности. Аудит базируется на поиске доказательств достоверности отчетности. Поэтому, как только собираются необходимые доказательства, проверка заканчивается. Таким образом, аудит - это форма контроля, при котором используется выборка. Аудит не имеет целью поиск всех ошибок (в отличие от ревизии), поэтому он не является столь же универсальным, как ревизия.

Все приведенные четыре формы контроля основаны на проверке соответствия и подтверждении. Практически все они основаны на выявлении ошибок постфактум. Для риск-ориентированных концепций контроля использование только таких форм не является приемлемым.

Объекты и субъекты контроля

Субъект контроля – это лицо (юридическое или физическое), осуществляющее контроль.

Классификация субъектов контроля важна для определения методики (алгоритмов, процедур, технологии) контроля в каждом конкретном случае, способов обобщения итоговой информации и контроля за реализацией результатов.

Укрупненно *субъекты контроля* можно классифицировать следующим образом:

1. Внутрисистемные субъекты.

1.1. Отдельные должностные лица.

1.2. Органы контроля субъекта.

2. Внесистемные субъекты.
 - 2.1. Независимые субъекты.
 - 2.1.1. Аудиторы.
 - 2.1.2. Общественные организации.
 - 2.2. Субъекты местных органов власти.
 - 2.2.1. Ревизионные комиссии.
 - 2.2.2. Органы контроля вышестоящих систем.
 - 2.3. Государственные субъекты.

К внесистемным субъектам относятся также такие, которые не связаны с объектом контроля (проверяемой системой) отношениями управления, но связаны другими властными отношениями, например, надзора.

В общем случае объектом может быть и сотрудник, и подразделение гарнизона.

Поскольку существует большое количество видов контроля, то на уровне гарнизона в одних случаях субъект внутреннего контроля может контролировать тот объект контроля, в котором он является и исполнителем (текущий самоконтроль), а в других – он контролирует объекты, закрепленные за другими сотрудниками, возможно и других подразделений.

Таким образом, субъекты и объекты могут находиться для системы контроля как в отношении «один ко многим» (за каждым субъектом закреплено множество объектов), так в отношении «один к одному» (за каждым субъектом закреплен единственный объект), и в отношении «многие к одному» (много субъектов имеют отношение к одному и тому же объекту). Поэтому в зависимости от задач контроля могут рассматриваться одна или комбинация схем отношений объект-субъект.

Предмет контроля

Предметом контроля является совокупность отношений внутри системы (пожарной части, караула, гарнизона и т.п.) и их эффективность.

Эти отношения могут быть как внутренними, так и внешними - между различными субъектами и их объединениями.

Системы внутреннего контроля

Термин «система внутреннего контроля» означает совокупность:

- организационных мер;
- методик;
- процедур, используемых руководством контролируемого лица для:
 - упорядоченного и эффективного ведения профильной деятельности;
 - обеспечения необходимого уровня готовности подразделений;
 - выявления, исправления и предотвращения ошибок и искажения информации;
 - своевременной подготовки достоверной отчетности.

Эффективность и надежность СВК

Применительно к СВК под эффективностью, на наш взгляд, естественно понимать степень выполнения задач, стоящих перед СВК и/или степень достижения целей, стоящих перед СВК. Наиболее удобными являются безразмерные единицы измерения эффективности, имеющие смысл долей, вероятностей или процентов.

Такие определения носят достаточно общий характер и одним из уточнений может быть привязка к шкале времени. Поскольку деятельность СВК носит непрерывный характер, то их задачи (приведенные выше) имеют не проектный смысл (с завершающими операциями), а функциональный. Степень выполнения функций определяется потоком операций, в которых эта функция может выполняться или нет, с высоким или низким качеством. Потоком операций для СВК являются плановые и/или внеплановые мероприятия, которые могут выявить либо не выявить нарушения. Поэтому можно говорить об эффективности СВК на текущий момент времени, имея в виду качество лишь тех операций, которые были выполнены до рассматриваемого момента. При этом показатель эффективности будет условным (т.е. при условии проверки на конкретном интервале времени, т.к. другой интервал может дать другие оценки показателя эффективности).

В случае невыявления нарушений существует некоторая вероятность того, что они не были обнаружены. А поскольку СВК можно рассматривать как некий измерительный прибор, со своей точностью измерения, то он естественно имеет и свою определенную разрешающую способность, которая позволяет ему обнаруживать или не обнаруживать то или иное нарушение. Для выявления нарушений, не выявленных средствами СВК, необходим другой «прибор», обладающий большей разрешающей способностью, позволяющей ему обнаружить не выявленные СВК нарушения. Такими «приборами» могут быть либо более «тонкие» методики, реализуемые самими же СВК либо службы внутреннего аудита, либо внешние проверки.

Таким образом, если говорить об эффективности СВК, имея в виду лишь последующий контроль, то ее оценить на текущий момент можно лишь путем проверки объекта измерений другим, более точным, «прибором». При этом периодичность проверки, очевидно, должна зависеть от стабильности (стационарности) внутренних характеристик СВК – если они быстро изменяются, то проверки должны быть частыми. При этом следует соизмерять издержки проверок с полученным от них позитивным эффектом, т.к. существует точка безубыточности, что является одной из задач исследования, более детально рассмотренной далее. Если измерительные характеристики СВК достаточно стабильны, то проверки могут быть более редкими. При этом доминирующими факторами, определяющими эффективность СВК, будут источники изменчивости внешней (относительно СВК) среды.

Поскольку последующий контроль позволяет лишь «извлекать уроки и исправлять ошибки» по зарегистрированным отклонениям (нарушениям), то естественным является желание прогнозировать и предотвращать ошибки. А это можно делать лишь путем построения оценок рисков, т.е. вероятностей наступления тех или иных неблагоприятных событий (для некоторого спектра направлений, центров функций, ответственностей и т. п.). По этим оценкам и можно проводить профилактические проверки или иные превентивные мероприятия. Таким образом, по данным последующего контроля может проводиться актуальный и адресный текущий и/или предварительный контроль. В этом направлении анализа эффективности СВК также должен быть разумный компромисс между издержками на проведение перечисленных превентивных мероприятий и полученным от них позитивным эффектом. В некоторых случаях может оказаться, что риски оценивать нецелесообразно, а просто чаще необходимо приглашать аудиторов и «воспитывать» персонал на ошибках. Данная составляющая эффективности, уровень ее значимости и вклада в общую эффективность СВК может быть оценена только по результатам «вскрытия», т.е. на основании последующих проверок и их сопоставления с мероприятиями, проводимыми по оценкам рисков, т.е. путем построения корреляционных, факторных и др. моделей взаимосвязей, что также является одним из направлений исследований, представленным далее.

Следует отметить, что упомянутые модели, необходимые для оценивания эффективности как последующего, так и предварительного, текущего контролей, должны применяться не одноразово, а использоваться в режиме постоянного мониторинга с текущей подстройкой их параметров и формирования вариантов управленческих решений (например, в режиме СППР СВК [125]). В противном случае (при оптимальных, но неизменных для некоторого момента времени параметрах) в другой момент времени модели могут оказаться неадекватными, а решения, соответственно, неоптимальными.

Таким образом, под эффективностью СВК в целом можно понимать упомянутые две составляющие, которые охватывают все формы контроля. Важной особенностью эффективности СВК является ее вероятностный характер, что не позволяет определить ее истинное (абсолютное) значение, а оставляет лишь возможность строить оценки ее показателей. Это обстоятельство позволяет говорить об эффективности СВК как о совокупности вероятностных (стохастических) оценок их показателей, обладающих рядом присущих им свойств, таких как: среднее значение (математическое ожидание), дисперсия (или среднеквадратическое/стандартное отклонение - СКО), коэффициент корреляции (или корреляционная функция) и т.п.

Итак, с учетом сказанного будем считать, что эффективность СВК – это сущность, измеряемая, в текущий момент времени совокупностью (вектором) вероятностных

характеристик (показателей), отражающих различные аспекты контроля, и необходимой для принятия адекватных управленческих решений. Показателями могут быть, например, сумма нарушений, выявленных за предыдущий период, количество ошибок, допущенных сотрудниками за прошедшую неделю, вероятность невыезда за пределы части в нормативное время и т.п.

В ряде нормативных документов, касающихся СВК организаций, наряду с понятием эффективности применяется и термин «надежность», который, с одной стороны, представляется известным всем и каждому, с другой стороны, имеет множество трактовок в зависимости от предметной области.

Традиционно, «надежность» была связана с техническими приложениями и имела несколько трактовок [13] таких, например, как время безотказной работы устройства (или время наработки на отказ или среднее время между отказами), вероятность безотказной работы в течение заданного времени, среднее число отказов на интервале времени и т. п. Т.е. практически все варианты показателей надежности связаны с понятием «отказ», который также может иметь ряд трактовок, например, как проявление состояния системы - работает – не работает; все ли функции выполняются или не все. Для сложных систем, где обычно широко применяются различные формы резервирования, отказ часто имеет параметрический смысл, т.е. выход некоторого параметра из допустимого диапазона приводит к ненадлежащему выполнению той или иной функции.

Поскольку в нормативной документации, имеющей отношение к контролю, в явном виде определение надежности отсутствует, будем понимать под этим термином следующую трактовку: *надежность СВК – это вероятность пребывания совокупности его показателей в заданной области.*

Особенность понятия «надежность» состоит в том, что его можно представить единственным числом – вероятностью пребывания совокупности (вектора) показателей в заданной (допустимой) области.

Сложность вычисления показателя надежности СВК обусловлена рядом обстоятельств:

- являясь вероятностной характеристикой, она должна вычисляться по показателям (их значениям, пребывающим в заданной области), которые также являются случайными оценками, что затрудняет построение корректных вычислительных алгоритмов;
- для того, чтобы показателю надежности СВК можно было доверять, адекватно его интерпретировать и использовать для принятия адекватных управленческих решений в разные моменты времени, оценки надежности должны быть сравнимы (сопоставимы, соизмеримы), а это значит, что состав показателей (пребывающих в заданной области) должен быть неизменным, точности их оценивания должны быть одинаковыми и т.п. – в противном случае, например, мониторинг надежности СВК не будет иметь какого-либо смысла, что не даст оснований для принятия эффективных управленческих решений.

Эти обстоятельства требуют специальных согласований с «заказчиками данного термина» общей позиции по его трактовке и определению понятия «отказ» в контексте такой сложной организационной системы, какой является СВК.

Парадокс применения термина «надежность» наряду с термином «эффективность» заключается в том, что надежность, как один из показателей, может входить в совокупность показателей эффективности, что, чисто с формальной точки зрения, делает его излишним. Так в технических приложениях надежность рассматривается как один из аспектов эффективности.

5.1.2.3. Принципы и международные стандарты внутреннего контроля

В соответствии с Лимской декларацией руководящих принципов контроля, принятой IX Конгрессом Международной организации высших органов внутреннего контроля (ИНТОСАИ) в г. Лиме (Республика Перу) в 1977 году, контроль представляет собой не самоцель, а неотъемлемую часть системы регулирования, целью которой является выявление отклонений от принятых стандартов и нарушений принципов законности, эффективности и экономии

расходования материальных ресурсов как можно на более ранних стадиях для того, чтобы иметь возможность принять корректирующие меры, а в отдельных случаях и привлечь виновных к ответственности, получить компенсацию за причиненный ущерб или осуществить мероприятия по предотвращению или сокращению таких нарушений в будущем.

В настоящее время концепции внутреннего контроля, основанные на рисках, достаточно широко распространены в мире. Наиболее существенными документами, содержащими в себе определение и описание внутреннего контроля, его элементов и функций являются следующие [125]:

- Доклад, подготовленный Комитетом спонсорских организаций Комиссии Тридуэя: «Внутренний контроль: интегрированный подход» (*the Commitette of Sponsoring Organizations of the Threadway Commission's Internal control - Integrated Framework*), принятый в 1992 г., известный как модель *COSO*, а также доклад «Управление рисками организации. Интегрированный подход» (*the Commitette of Sponsoring Organizations of the Threadway Commission's Enterprise Risk Management - Integrated Framework*), принятый в 2004 г., известный как *COSO ERM*;

- Стандарт «Цели контроля при использовании информационных технологий» (*COBIT*), разработанный Ассоциацией аудита и контроля информационных систем *ISACA (the Information Systems Audit and Control Foundation's Control Objectives for Information and related Technology)*, принятый в 1996 г.;

- Доклад «Контроль и аудит систем» (*SAC*), подготовленный Исследовательским фондом Института внутренних аудиторов (*the Institute of Internal Auditors Research Foundation's Systems Auditability and Control*), принятый в 1991 г.;

- Указание о рассмотрении структуры внутреннего контроля при аудите финансовой отчетности (*SAS 78*), утвержденное Американским институтом дипломированных бухгалтеров (*the American Institute of Certified Public Accountant's Consideration of the Internal Control Structure in a Financial Statement Audit*).

Доклад *SAC* ориентирован на внутренних аудиторов. Он определяет систему внутреннего контроля как совокупность процессов, функций, действий, подсистем и людей, объединенных вместе или сознательно разделенных, предназначенных для обеспечения эффективного достижения целей и задач. Компонентами СВК, согласно *SAC*, выступают:

1. контрольная среда;
2. процедуры контроля;
3. ручные и автоматизированные системы.

Доклад *SAC* делает акцент на необходимости оценивать риски, сравнивать затраты и результаты, а также на необходимости встраивания средств контроля в системы вместо добавления их после внедрения систем.

Основной целью доклада *COSO* является введение стандарта, по которому организации могут оценить и определить пути совершенствования систем контроля. Согласно концепции *COSO* внутренний контроль представляет собой процесс, осуществляемый учредителями, советом директоров, менеджментом и другим лицами, предназначенный для обеспечения разумной гарантии достижения целей в следующих категориях:

- эффективность и результативность операций;
- надежность отчетности;
- соблюдение соответствующих законов и правил.

COSO подчеркивает, что система внутреннего контроля должна выступать в качестве инструмента управления, но не заменять саму систему управления, а средства контроля должны быть встроены в операционную деятельность.

Согласно *COSO* система внутреннего контроля будет эффективной, если она включает пять компонентов:

1. контрольную среду;
2. оценку рисков;
3. действия по осуществлению контроля;

4. информационные и коммуникационные средства;
5. мониторинг.

Документ *COBIT* определяет контроль как совокупность таких составляющих как:

1. политики;
2. процедуры;
3. практики;
4. организационные структуры.

Все эти элементы, будучи объединенными в систему, призваны обеспечить учредителям разумную уверенность в том, что:

- бизнес-цели будут достигнуты;
- нежелательные события будут предотвращены;
- последствия нежелательных событий идентифицированы и исправлены.

Основной целью *COBIT* является разработка системы обеспечения безопасности использования информационных технологий на основе контроля за всеми процессами, связанными с информационными технологиями. В соответствии с *COBIT* все процессы, связанные с информационными технологиями, делятся на четыре зоны:

1. планирование и организация;
2. приобретение и внедрение;
3. доставка и поддержка;
4. мониторинг.

SAS 78 в качестве основной цели выделяет надежность отчетности, и только потом эффективность и целесообразность операций (в то время как *COSO* ставит эффективность и целесообразность операций на первое место). Документ *SAS 78* (как и *COSO*) выделяет пять компонентов СВК:

1. контрольную среду;
2. средства оценки рисков;
3. действия по осуществлению контроля;
4. информационно-коммуникационную систему;
5. мониторинг.

На сегодняшний день в российских нормативных документах выделяются пять элементов СВК:

1. контрольная среда;
2. процесс оценки рисков аудируемым лицом;
3. информационная система, в том числе связанная с подготовкой отчетности;
4. контрольные действия;
5. мониторинг средств контроля.

Кратко рассмотрим основные свойства и особенности составляющих элементов СВК.

Контрольная среда включает в себя следующие компоненты:

1. Соблюдение кодекса этического поведения и принципов честности персоналом СВК.
2. Компетентность персонала службы внутреннего контроля.
3. Участие собственника или его представителей в процедурах ВК.
4. Компетентность и способствующий эффективности ВК стиль работы руководства.
5. СВК должна быть эффективно согласована с организационной структурой предприятия.
6. Надлежащее распределение ответственности и полномочий в организации.
7. Эффективная кадровая политика и практика.
 - Процесс оценки рисков заключается в:
 - выявлении источников рисков;
 - оценивании вероятности возникновения рисковых событий;
 - определении значимости рисков (объемов возможного ущерба для организации);
 - устранении текущих рисков хозяйственной деятельности;
 - устранении источников рисков;
 - устранении негативных последствий воздействия рисков.

Риски в деятельности хозяйствующего субъекта могут возникать вследствие, как правило, следующих обстоятельств:

1. изменения во внешней среде (изменения законодательства, макроэкономические изменения);
2. кадровые изменения (новые сотрудники могут иметь свою точку зрения на систему внутреннего контроля, отличную от точки зрения, применяемой в организации);
3. внедрение новых или изменение уже применяемых информационных систем;
4. быстрое развитие организации и, соответственно, система внутреннего контроля может не соответствовать новым условиям деятельности;
5. внедрение новых технологий, освоение новых видов деятельности;
6. изменения в принципах, стандартах, положениях и инструкциях в области ведения операционной деятельности и т.д.

Информационная система СВК, связанная с подготовкой отчетности, должна включать в себя такие процедуры, как определение той или иной операции, ее отражение в структуре данных, обработка полученных данных и их отражение в выходных отчетных формах.

Контрольные действия представляют собой процедуры проверки исполнения распоряжений руководства организации. Все контрольные действия могут быть сгруппированы следующим образом:

1. Проверка выполнения. Такие проверки включают в себя обзорные проверки и анализ фактических показателей в сравнении с прогнозными и нормативными показателями, в сравнении с показателями за прошлые периоды; сопоставление данных, полученных из внутренних и внешних источников; сравнение различных данных и т.д.

2. Обработка информации. Контрольные процедуры в части обработки информации проводятся для проверки точности, полноты и санкционирования операций. Они делятся на две группы: общие и прикладные средства контроля. Общие средства контроля имеют широкий круг применения и обеспечивают эффективное и бесперебойное функционирование прикладных средств контроля. Прикладные же средства контроля, в свою очередь, предназначены для обработки отдельных видов информации, они помогают удостовериться, что операции были совершены и в полном объеме зафиксированы.

3. Проверка наличия и состояния объектов. Указанные контрольные действия направлены на обеспечение сохранности сил и средств, проведения инвентаризаций, а также ограничение доступа к компьютерным программам и базам данных.

4. Разделение обязанностей, т.е. наделение разных сотрудников полномочиями по совершению тех или иных операций и их отражению в базах данных и отчетности.

Мониторинг средств контроля представляет собой процесс оценки эффективности функционирования системы внутреннего контроля. Он осуществляется путем непрерывных мероприятий, отдельных проверок или сочетания того и другого с целью обеспечения эффективной работы средств контроля. По своей сути мониторинг представляет собой совокупность процедур контроля.

С учетом вышеизложенного в качестве укрупненных элементов СВК можно рассматривать:

1. контрольную среду;
2. систему оценки рисков;
3. контрольные процедуры.

5.1.2.4. Цели и задачи создания и оценивания СВК

Результаты оценивания показателей СВК позволяют руководству соответствующих уровней управления:

- получить структурированное понимание того, в какой степени они могут быть уверены в способности подразделения достигать стоящие перед ним цели;
- обоснованно определить направления и задачи необходимых изменений в

операционных процедурах, управлении и инфраструктуре;

- создать основу для внедрения лучшей практики в области внутреннего контроля, управления рисками и управления.

- Проведение оценки СВК необходимо:

- при принятии решений о начале любых проектов по изменению процессов управления (внедрение новых информационных технологий, оптимизация и реинжиниринг процедур операционной деятельности и управления, изменение учетных систем, реорганизация структуры и т.д.);

- как начальный этап деятельности по обеспечению надежности и эффективности СВК (в том числе, с целью соответствия требованиям регулирующих органов).

В ходе оценки СВК выполняются следующие работы:

1. На первом этапе разрабатывается структура (модель) СВК подразделения и определяются критерии для оценки надежности и эффективности ее элементов. Структура СВК и критерии оценки основываются на принятых в мировой практике стандартах в области внутреннего контроля и учитывают специфику организации работ.

2. На втором этапе осуществляется сбор и обработка информации о текущем состоянии СВК, в том числе с использованием применяемых во внутреннем контроле методов, таких как интервью с сотрудниками компании, изучение внутренних документов, анализ достигнутых результатов, изучение операционных процедур. Ключевым элементом этапа является проведение идентификации, оценки и приоритизации рисков организации.

3. На заключительном этапе проводится оценивание полученной информации на предмет соответствия элементов СВК установленным критериям, и разрабатываются рекомендации по повышению их надежности и эффективности.

Результатом создания СВК являются:

- подробный отчет о степени надежности СВК и ее соответствия принятым стандартам;
- программа развития СВК, содержащая рекомендации по повышению ее надежности и эффективности.

5.1.2.5. Направления развития методического обеспечения СВК

Все более актуальными в практике управления становятся задачи перехода от управления затратами к управлению результатами. В системе управления организацией контроль реализует механизм обратной связи между объектом и субъектом управления, с помощью контроля доводится объективная информация о состоянии объекта управления.

В настоящее время, следуя мировым трендам, государственные структуры активно внедряют новейшие информационно-коммуникационные технологии во всех значимых сферах управления, что крайне затруднительно без осуществления внутреннего контроля функциональных и административно-управленческих процессов в организациях.

Управление рисками основано на смещении акцента с последующего контроля на предварительный и текущий. При этом контрольные мероприятия должны быть направлены на наиболее раннее выявление возможных нарушений, недостатков и неэффективного использования ресурсов при осуществлении деятельности.

Концепции построения и развития СВК имеют разные горизонты создания и развития, а также различные функциональные срезы (подсистемы и объемы их реализации).

Приведем ряд требований, которые представляются наиболее важными при построении эффективных СВК.

1. СВК, как и многие другие современные информационно-управляющие системы для обеспечения их эффективного функционирования, необходимо строить не по нормативной схеме, а по адаптивной. Нормативная технология основана на априорной (на фазе проектирования) установке в систему целевых показателей, критериев и алгоритмов ее функционирования, без возможности их текущей модификации в процессе эксплуатации с учетом мнений и оценок заинтересованных лиц. При адаптивной схеме уже на фазе

проектирования закладывается обратная связь в виде соответствующих алгоритмов и пользовательских интерфейсов, обеспечивающие санкционированное вмешательство, настройку элементов функционирования СВК без участия разработчиков.

2. По текущим данным ВК должны формироваться показатели, позволяющие *автоматически* (в режиме мониторинга) формировать актуальные на текущий момент список объектов, желательных для проведения внутреннего контроля и/или аудита. А данные результатов контроля должны инициировать ревизии, направленные на выявление наиболее вероятных и/или значимых нарушений.

3. Целью СВК должно быть не столько выявление собственно нарушений (возмущений), а сколько выявление источников таких нарушений (людей, процедур и т.п.), т.е. слабых звеньев организации. Устранение нарушений должно быть направлено не столько на устранение/компенсацию самих нарушений, сколько на изменение в структуре или параметрах организации. Так, если причиной стала недостаточная компетентность сотрудника – заменить его или направить на повышение квалификации.

4. СВК – это помощник руководителей соответствующих уровней. Идеальный СВК, надежный и эффективный, обеспечивает точное выполнение всех функций и регламентов организации. Но идеальная СВК не гарантирует эффективное функционирование организации. Т.е. если регламенты построены не четко, не согласованы между собой и не гарантируют желаемую эффективность функционирования организации, то СВК не помощник, какие бы огромные средства на него ни были затрачены. Очевидно, существует оптимальный (компромиссный) уровень затрат на СВК, обусловленный тем, что (как и в других подобных системах) начиная с некоторого их объема эффект от контроля станет меньше издержек, связанных с ним. Это означает, что в СВК существует «точка безубыточности», которую желательно регулярно оценивать для принятия адекватных управленческих решений.

5. Нарушения, выявленные в процессе любого вида контроля (предварительного, текущего, последующего) и аудита должны пополнять статистическую базу нарушений организации, классифицироваться, уточнять текущие оценки надежности и эффективности СВК, дополнять или уточнять классификатор нарушений. Данные о текущих нарушениях должны позволять идентифицировать источник нарушений (возмущений) и позволять судить о том, были ли эффективными меры блокировки этого источника ошибок и каковы причины рецидивов.

6. Процедуры контроля в СВК должны быть максимально автоматическими. Технология контроля должна максимально оперативно реагировать на возникающие в системе возмущения, которые, будучи оставленными без внимания, могут приводить к отклонениям в показателях. Все существующие в организации процедуры и регламенты (операционные, организационные и др.) должны проходить путь от контролируемых вручную к контролируемым автоматически (или по Г. Саймону [331, 332] – от неструктурированных к структурированным, а значит к автоматизируемым, а потом и к автоматизированным).

7. При автоматизации СВК следует выбирать разумный (оптимальный) компромисс между степенью автоматизации (которая не является самоцелью) процедур контроля и степенью их автономизации (один из основных элементов «Системы Тойота» [288]) для обеспечения живучести и устойчивости СВК.

8. Опыт устранения выявляемых в ходе аудита СВК недостатков должен смещать основную нагрузку по контролю и аудиту с последующих проверок к текущим и затем к предшествующим, т.е. от устранения нарушений к их предотвращению. Это позволит перейти от управления по отклонениям показателей от целевых значений к управлению по возмущениям, которые должны выявляться на ранних стадиях контролируемых процедур и предотвращать отклонения показателей качества управления процессами в организации. Такой подход обеспечит высокую надежность и эффективность функционирования СВК.

9. Процедуры компенсации отклонений (которые все-таки случились) или процедуры предотвращения возмущений и последующих за ними (и связанных с ними) отклонений должны учитывать опыт всех предыдущих компенсаций, т.е. формализовано учитывать предыдущий опыт устранения недостатков, а значит - быть адаптивными.

10. Технологии ВК должны обладать возможностью их тиражирования на другие аналогичные регламенты, т.е. если выявленный тип нарушений характерен для регламентов в других подразделениях или процедурах, то он должен быть автоматически (после одобрения полномочными лицами) тиражирован в другие подразделения организации.

11. СВК должна содержать в себе тестирующие ее элементы (преднамеренно, спонтанно, внезапно и неожиданно провоцирующие). При наличии адекватных экономико-математических и имитационных моделей организации и СВК (*Project Expert, AnyLogic* и т.п.) появляется возможность оптимального планирования эксперимента [256, 395, 402] по тестированию СВК на предмет оценивания надежности, эффективности и устойчивости.

12. Следует максимально переходить на безбумажную технологию документооборота (типа систем *DocFlow*), что существенно ускорит многие операционные процедуры и упростит технологии СВК.

13. Для обеспечения эффективности функционирования подведомственных подразделений (ПВП) и мониторинга их текущего состояния внешними заинтересованными лицами необходимо сформировать параметрический профиль организации, (как совокупность существенных показателей) и поддерживать его в актуальном состоянии. Он должен периодически реплицироваться в системах мониторинга вышестоящих и заинтересованных лиц.

14. Контроль состояния организации и ее СВК должен проводиться по возможности «в режиме нормального функционирования», латентно, что обеспечит максимальную валидность измеряемых значений показателей, факторов и иных параметров, а значит и адекватность принимаемых на их основе управленческих решений.

Приведенные принципы обозначают те актуальные на сегодня направления развития СВК, которые позволят обеспечить необходимую эффективность отечественных систем внутреннего контроля. Некоторые из приведенных принципов уже успешно реализованы в отдельных зарубежных системах.

5.1.3. Ключевые показатели риска и пожарной безопасности

Под показателями обычно понимают некоторые количественные или качественные характеристики объекта, явления, процесса, которые «показывают», отражают абсолютное или относительное их состояние.

Показатели принимают конкретные значения в процессе их измерения. Значения показателей могут быть как точно измеримыми, так и доступными лишь в виде оценок, косвенно отражающих фактические значения.

Измерение показателей может выполняться по некоторым определенным алгоритмам или правилам автоматически без участия человека (объективное оценивание) или с участием человека, эксперта с учетом его мнения, опыта, позиции (субъективное оценивание).

Измерение текущих значений показателей может производиться одноразово, периодически или по мере необходимости. При этом для получения оценок показателей могут использоваться ретроспективные данные, текущие или прогнозные.

Одна из обширных трактовок показателей в экономических приложениях [125] - это, в русскоязычной литературе, ключевые показатели эффективности (КПЭ) и, в англоязычной, *Key Performance Indicators* - (*KPI*). В группу КПЭ (*KPI*) обычно включают некоторую совокупность показателей, которые представляются наиболее важными (ключевыми) для достижения организацией стратегических и тактических (операционных) целей, для решения тех или иных задач. Состав КПЭ обычно подбирается руководителями соответствующих уровней иерархии управления и/или экспертами.

5.1.3.1. Классификация показателей контроля готовности

Показатели ВК отражают разнообразные стороны процессов контроля и призваны быть утилитарным инструментом, который можно использовать для достижения целей контроля.

Большое разнообразие показателей ВК обусловлено как разнообразием сфер контроля, так

и необходимой глубиной выполнения контрольных функций.

Наиболее характерные сферы (направления, контрольные точки - КТ) внутреннего контроля следующие:

- ВК рационального распределения и использования ресурсов;
- ВК эффективности деятельности центров ответственности;
- рост показателей профессионального мастерства;
- снижение расходов и прочих издержек;
- рост показателей обеспечивающих служб.

На рис. 5.2 представлена одна их классификаций показателей ВК [125]. Поясним некоторые из признаков.



Рисунок 5.2 - Классификация показателей ВК

Если первичные показатели отражают непосредственные значения, полученные из документации, то вторичные получаются в результате применения некоторых алгоритмов обработки данных автоматически или с участием человека (экспертов).

Множественный характер показателей отражает, насколько сложным, многоплановым, неоднозначным является объект. Для простых характеристик достаточно бывает единственного (скалярного) показателя. Свойства же сложных объектов, как правило, не могут быть представлены единственным показателем, требуется несколько скалярных показателей, которые образуют группу и могут рассматриваться как отдельные координаты некоторого многомерного вектора. Такую группу показателей обычно называют [35, 210, 292] векторным показателем.

Степень объективности показателя отражает то обстоятельство, какого типа данные лежат в основе его вычисления. Данные, полученные из существующей учетной документации (или из баз данных), не требующие их интерпретации специалистами (экспертами) относятся к группе объективных. В тех же случаях, когда эксперты или иной персонал являются источником данных, из которых формируются показатели, можно говорить о субъективных показателях. Для обеспечения большей объективности и надежности (адекватности) субъективных показателей обычно используют строгие экспертные формализованные процедуры [38, 167].

Шкалы измерений [38, 167] показателей, как правило, определяются конкретными задачами контроля. Так, если необходимо ранжировать объекты, применяется шкала порядка, в случаях более тонкого разграничения объектов используют одну из количественных шкал.

Для большей информативности группы показателей они должны быть независимы, однако на практике это не всегда удается выполнить, но к независимости показателей надо

стремиться, т.к. это позволяет обеспечить более адекватное отображение показателями реального положения дел.

5.1.3.2. Принципы формирования репрезентативного множества показателей контроля

Выбор множества показателей, адекватного кругу целей и задач контроля, во многом является процедурой неформальной. Не существует, например, строгих правил отбора показателей в состав КПЭ. В данном подразделе рассмотрим те принципы и подходы, которые, на наш взгляд, следует использовать при выборе состава показателей ВК. Т.е. приведем один из вариантов ответа на вопросы - *какими должны быть и что отражать* показатели СВК.

Принципы формирования показателей.

1. Измеримость. Возможность их непосредственного измерения или вычисления/оценивания по косвенным данным с желаемой (максимально возможной, разумной) точностью.

2. Автономность (автоматичность). Данные, необходимые для вычисления показателей, должны формироваться, по возможности, автоматически, автономно от исполнителей или внутренних контролеров.

3. Адекватность. Множество показателей должно максимально полно отражать состояние СВК и его соответствие целям контроля.

4. Информативность (полнота отражения состояния) или представительность. Текущий состав показателей, предъявляемых пользователю, для обеспечения обзорности должен быть небольшим (в силу естественных ограничений «проклятия размерности» при восприятии данных). Но снижение состава показателей может привести к снижению информативности контроля. Поэтому должен соблюдаться компромисс между полнотой и информативностью текущего состава показателей. Кроме того, в разные периоды времени активными могут быть не все операционные процедуры, и это должно также отражаться на текущем составе показателей.

5. Устойчивость. Совокупность показателей не должна терять свойство отражения состояния СВК при некотором изменении состава поступающих данных (устойчивость в малом).

6. Иерархичность. Система показателей должна позволять отражать различную степень интеграции/дезинтеграции данных о состоянии СВК. Древовидная соподчиненность показателей позволяет пользователю в разной степени обобщения наблюдать за СВК. Иерархичность позволяет сворачивать (укрупнять)/разворачивать (детализировать) в случае необходимости.

7. Прогностичность. Значения показателей должны не просто отражать текущее состояние СВК, а в некоторых случаях и предвосхищать будущие отклонения в эффективности функционирования ГПС (или РСЧС).

8. Независимость (некоррелированность, ортогональность). Конечные показатели (т.е. представляемые конечному пользователю) не должны дублировать друг друга, отражать те же или близкие свойства СВК. Промежуточные же показатели, на основе которых формируются конечные, могут быть зависимыми/коррелированными, что дает возможность повысить надежность сбора необходимых данных.

9. Однозначность (селективность). Показатели не должны приводить к дилеммам относительно источников и/или причин изменения их значений, т.е. к неоднозначным трактовкам. Изменения значений показателей должны позволять выявлять факторы (причины), требующие стабилизирующего управляющего воздействия.

10. Минималистичность состава множества показателей. Для контроля тех или иных процессов в организации должен использоваться минимальный состав показателей, обеспечивающий, однако, достаточный объем данных о состоянии. Наилучшим образом это можно обеспечить при совместном проектировании операционных и их контрольных процедур. В идеальном случае проектирования операционных процедур контроль может и не потребоваться, если в них встроены (без ущерба для эффективности) действенные структурные средства защиты от ошибок (или от оппортунистического поведения персонала [331, 332, 388, 472-474]).

Далее рассмотрим, каким образом и на каких данных показатели формируются и/или

могут быть сформированы.

5.1.4. Риски как одна из групп комплекса показателей эффективности ГПС

5.1.4.1. Риск и его показатели в СВК

Понятия риска применительно к управлению в организациях отличается в трактовке различных авторов и документов [6, 8, 29, 54, 55, 60, 171, 172, 177, 200, 241, 255, 293, 294, 295, 391, 400, 405, 425, 431]. Кратко можно выделить следующие версии того, что понимается под понятием «риск»:

1. вероятность наступления или ненаступления определенных событий;
2. возможность потерь и убытков;
3. недостижение намеченной цели;
4. деятельность, осуществляемая в надежде на достижение определенных результатов;
5. неопределенность операционной деятельности.

В контексте пожарной безопасности в ряде работ [54, 55, 60, 293-295, 391, 400, 405] развита концепция риска в составе триады «опасность, риск, безопасность». В рамках взаимосвязи и взаимной обусловленности каждого из входящих в нее элементов предложены следующие их определения.

«Опасность - это явление любой природы (физической, химической, биологической, экономической, социальной и др.), способное нанести вред обществу, окружающей среде, любому объекту защиты» [293-295].

«Риск - это количественная характеристика возможности реализации конкретной опасности или ее последствий, измеряемая, как правило, в соответствующих единицах» [293-295].

«Безопасность - это состояние объекта защиты (системы), при котором значения всех рисков не превышают их допустимых уровней» [293-295].

«Управление риском - это разработка комплекса мероприятий (инженерно-технического, экономического, социального и иного характера), позволяющих снизить значение данного риска до допустимого уровня» [293-295].

В практике управления организациями понятия риска и неопределенности часто соседствуют при анализе тех или иных процессов [6, 8, 29, 171, 172, 177, 200, 241, 255, 425, 431]. По Ф.Х. Найту [255] термин риск в разных контекстах может иметь два смысла:

- в одних случаях риск означает некое количество, доступное измерению;
- в других нечто, имеющее лишь качественное, но не количественное содержание.

Есть представление, что риск, как измеримая неопределенность, по существу вообще не является неопределенностью, т. к. может быть поставлен в соответствие некоторому значению на одной из количественных шкал. Поэтому под неопределенностью следует иметь в виду лишь случаи неколичественного рода, а риск следует понимать как измеримую количественную величину, которая в каждом конкретном случае принимает то или иное конкретное значение.

В теории принятия решений [9, 21, 22, 41, 150, 160, 165, 178, 179, 186, 194, 200, 207, 208, 211, 218, 228, 267, 268, 274, 276, 279, 287, 317, 328, 345, 357, 385, 398, 423] термин «риск» однозначно связан со статистической определенностью и означает, что на множестве состояний существует распределение вероятностей (в статистической парадигме [13]) или задана функция принадлежности (в нечеткой парадигме [41, 175, 274, 315]).

В качестве рабочего определения риска будем использовать следующее, предложенное Ф.Х. Найтом: «Риск - это количественное значение неопределенности наступления некоторого события (фактора), вследствие которого результаты деятельности организации могут отличаться от ожидаемых (плановых), как правило, в сторону ухудшения» [255]. Это определение, хоть и записанное в более общей форме, в основном совпадает с предложенным в [54, 55, 60, 405].

Риск в большинстве случаев принято измерять по шкале вероятностей, т.е. значение риска (r_A) наступления некоторого события (A) - это вероятность $r_A = P(A)$, $r_A \in [0; 1]$.

Как отмечается в ряде работ [125], процедуры ВК могут быть в большей части основаны

на учетных и отчетных данных о деятельности организации (ГПС, РСЧС). Если рассматривать СВК и организацию с позиций подхода к оцениванию надежности технических систем, то риск внутреннего контроля в целом будет равен произведению рисков (как вероятностей безотказной/безошибочной работы) этих двух систем.

Таким образом, можно выделить риски системы внутреннего контроля и риски контролируемой системы. *Первая группа рисков* связана с тем, что системой внутреннего контроля не будут замечены ошибки, формируемые в других системах учреждения. *Вторая группа рисков* связана с тем, что ошибки, возникающие в контролируемой системе, не будут замечены работниками этой системы и попадут в систему управления.

Методология управления рисками предполагает следующие составляющие [29, 125]:

1. Описание и анализ операционных процедур (и регламентов).
2. Обнаружение, распознавание и идентификация риска.
3. Оценивание риска.
4. Воздействие на риск.
5. Мониторинг остаточного риска.

Сам по себе риск не является непосредственным элементом организации. Он находит свое отражение в системе учета и отчетности через оценку последствий его влияния. Процесс управления рисками в ГПС можно представить в следующем виде:

1-й этап — описание риска, связанного с деятельностью подразделений ГПС (его инициализация и классификация);

2-й этап — оценивание количественного значения выявленного риска;

3-й этап — принятие решения, направленного на снижение уровня риска.

На первом этапе необходимо определить вид риска, по какой причине он возник, с чем связан.

Все риски, возникающие в процессе деятельности, можно разделить на внешние и внутренние.

Внешние риски - это риски, возникающие по обстоятельствам, не зависящим от самой организации. Они подразделяются на:

- экономические (связанные с изменениями экономической ситуации в стране или регионе);
- политические (связанные с политическим устройством и принимаемыми политическими решениями в стране и регионе);
- технологические (связанные с используемыми технологическими решениями);
- окружающей среды (как правило, такие риски единичные и непрогнозируемые, они связаны с природным воздействием и не зависят от человека).

Внутренние риски — это риски, возникающие внутри организации в результате недостаточной квалификации работников, неправильного толкования норм законодательства и иных причин.

В зависимости от изменения рисков во времени, их можно подразделить на статические, т.е. не зависящие от времени, и динамические, или изменяющиеся во времени (например, при увеличении износа оборудования увеличивается риск его поломки или выхода из строя).

Важной классификацией рисков является классификация по месту возникновения риска. Риски можно подразделить по месту возникновения на:

- риски, возникающие на уровне структурных подразделений;
- риски, возникающие на уровне отдельного рабочего места.

Такая классификация позволит точно определить объект риска (т.е. само рисковое событие) и носителя риска (т.е. лицо, ответственное за своевременное обнаружение рискового события и определение уровня риска).

Следует отметить, что для предприятий различных сфер деятельности присущи свои риски, и исследовать риски целесообразно с учетом отраслевых особенностей видов деятельности. Однако существует комплекс рисков, связанных с операционной деятельностью и процессом управления, присущих организациям любых сфер деятельности. Среди таких рисков

можно выделить:

- операционные риски, т.е. риски, связанные с операционными процедурами:
 - риски невыполнения некоторых операций вследствие поломки оборудования,
 - риски потери тех или иных ресурсов вследствие нерационального использования,
 - риски, связанные с низкой профессиональной подготовкой персонала и т.д.;
- финансовые риски - это риски, возникающие в связи с движением финансовых потоков, связанные с возможной утратой части дохода при наступлении неблагоприятного события. Несмотря на то, что ГПС непосредственно не занимается коммерческой деятельностью, финансовые риски возможны в случаях непоставки оборудования, материалов и др. по финансовым причинам, а также в случаях включения в операционные процедуры элементов страховой защиты [333] и/или использования таких инструментов как аутсорсинг и лизинг [18, 26, 85, 94, 141, 170, 273, 396];
 - коммерческие риски, т.е. риски, возникающие в процессе взаимодействия субъектов при использовании, например, аутсорсинга и лизинга [18, 26, 85, 94, 141, 170, 273, 396];
 - информационные риски, т.е. риски, связанные с искажением или утратой информации и баз данных.

Общая схема управления пожарными рисками (по [293-295]) складывается из следующих этапов:

1. анализ пожарной опасности объекта защиты, нужно сначала определить и проанализировать все пожарные риски, присущие данному объекту;
2. оценка текущих значений рисков, определение их допустимых значений для всех видов пожарных рисков;
3. выбор и/или разработка методов и технологий управления каждым риском;
4. использование методов и технологий для обеспечения пожарной безопасности объекта защиты.

Оценивание рисков тестированием

Один из вариантов получения оценок рисков – это тестирование подразделения и сотрудников, как источников событий, повышающих риски организации.

В силу того, что основным источником значимых (приводящих к существенному ущербу) и незначимых рисков в любой организации являются люди, тесты в различных их вариантах, представляют собой анкеты-опросники, заполняемые сотрудниками этих же организаций в бумажном или электронном виде [125]. Т.е. тестирование, по существу, является экспертной процедурой или методом экспертного оценивания [38, 167] некоторых показателей со всеми особенностями, присущими этим методам. А особенности эти таковы, что для получения оценок, заслуживающих доверия, необходимо корректно построить анкеты – опросники, корректно подобрать экспертов и корректно обработать результаты экспертизы.

Тестирование для мониторинга и управления уровнями рисков на сегодня представляется единственным действенным инструментом. При этом его не следует считать применимым во всех практических случаях, т.е. полученные таким образом оценки не всегда могут быть значимыми для принятия на их основе эффективных управленческих решений.

Следует отметить, что корректное тестирование в современных условиях возможно реализовать, как совокупность статистических процедур в среде информационной системы организации. При этом эксперты (сотрудники соответствующих служб и уровней управления) должны иметь возможность заполнять анкеты-опросники в режиме диалога с помощью специального пользовательского интерфейса.

Рассмотрим те версии систем тестирования, которые в литературе [125, 151, 168, 171, 177, 252] предлагаются в различных близких по форме вариациях. Эти формы могут быть взяты за основу для доработки и дальнейшего использования (или создания новых) в СВК, как подсистемах информационных систем организаций.

В целях тестирования все риски, возникающие в ГПС, укрупненно можно разделить на следующие группы:

- 1. Законодательные риски (риски, связанные с нормами законодательства,

ведомственными нормативными актами). Такие риски возникают в результате:

- внесения изменений в нормативные и законодательные акты;
- неверного толкования норм законодательства или существования «двойного» толкования;
- отсутствия законодательного регулирования отдельных процедур и операций.

2. Организационные риски, возникающие в результате:

- недостаточной численности работников;
- недостаточной квалификации работников;
- нерационального распределения служебных обязанностей;
- большой текучести кадров.

3. Риски искажения информации, или риски недостоверности данных. Такие риски возникают в результате:

- некомпетентности работников либо в результате сговора (оппортунистическое поведение);
- неверного толкования норм законодательства или ведомственных документов;
- нарушения правил выполнения операционных процедур;
- несоблюдения правил и методов выполнения действий, предписанных руководящими и методическими документами;
- наличия нетипичных, редких, нестандартных ситуаций, носящих несистемный характер и не имеющих строгой регламентации и т.д.

Система внутреннего контроля операционных рисков в ГПС представляет собой форму обратной связи, в результате которой субъект, ответственный за выполнение тех или иных операций (начальник караула, начальник ПСЧ, диспетчер и др.), получает информацию, необходимую и достаточную для оценки и минимизации рисков, возникающих в подразделении или ГПС в целом.

Для оценивания рисков по тем или иным направлениям деятельности подразделений могут быть использованы тесты по оценке каждого вида рисков, возникающих в подразделениях, в пожарной части или на уровне гарнизона [302, 310].

Тесты представляют собой таблицы с вопросами. В простейшем варианте на каждый вопрос имеется два варианта ответа: «да» или «нет». За каждый отрицательный ответ присваивается 1 балл, за каждый положительный ответ - 0 баллов. После получения ответов на все вопросы определяется общее количество набранных баллов и доля отрицательных ответов. Доля отрицательных ответов характеризует величину риска и вычисляется как частное от деления количества набранных баллов на общее количество вопросов в тесте.

При определении степени риска могут быть приняты, например, следующие пороги:

- низкий риск (величина риска находится в интервале от 0 до 0,3);
- средний риск (величина риска находится в интервале от 0,3 до 0,5);
- высокий риск (величина риска находится в интервале от 0,5 до 1).

Законодательные риски можно отнести к внешним рискам, поскольку изменения в сфере безопасности страны способствуют изменению нормативного регулирования тех или иных ситуаций. Внесение изменений в отдельные нормативные акты, как на государственном уровне, так и на ведомственном, не зависит от организации (подразделения МЧС РФ), поэтому данный тип возмущений можно лишь учитывать.

Организационный риск связан с постановкой (организацией) работы в подразделении.

Риск искажения информации, или риск недостоверности данных определяется возможностью появления ошибок при отражении состояния сил и средств в учетной документации (или соответствующих базах данных). Это может быть вызвано нарушением требований к порядку ведения учета результатов контроля. Все ошибки, возникающие при учете, можно разделить на следующие группы:

1. Нарушение требований обоснованности совершаемых операционных процедур.
2. Нарушение требования временной привязки фактов деятельности подразделения.

3. Нарушение требования полноты отражения фактов деятельности в учете.
4. Нарушение требований адекватности оценки состояния сил и средств.
5. Несоблюдение нормативных правовых актов, регулирующих правила и порядок ведения учета в подразделениях.

6. Нарушение правила взаимной увязки данных учета различных объектов подразделения. Снижение величины риска недостоверности данных возможно при соблюдении требований, предъявляемых к порядку ведения учета:

- все операции должны своевременно отражаться в системе учета;
- каждая операция должна быть документально оформлена;
- должны соблюдаться положения учетной политики, закрепляющие способы ведения учета отдельных операций.

Риски искажения информации в отчетности весьма разнообразны и могут быть представлены отдельной совокупностью тестов. На сотрудников ПСЧ (например, сотрудников караулов, начальников караулов всех смен и др.) составляют оценочные тесты исполнения регламентов (приложение 3).

Данные тесты позволяют оценить величину риска по каждому сотруднику, как конкретному носителю (источнику) риска. Помимо оценки риска такие тесты предоставляют возможность составить на их основе программы проверок отдельных объектов, участков деятельности ПСЧ и операционных процедур.

Группы показателей готовности пожарных частей

Для мониторинга вышестоящим подразделением (ВСП) деятельности подведомственных подразделений (ПВП), обеспечения эффективности и надежности СВК, согласно существующим отечественным и международным законам, стандартам, положениям и рекомендациям [125], можно выделить две большие группы качественных и количественных показателей:

1) показатели, отражающие значение риска потерь эффективности для различных элементов операционных процедур, сотрудников, подразделений, подразделения в целом и групп подразделений, например, гарнизона (, т.к. риск является базисным элементом многих, используемых в мировой практике, СВК, основанных, например, на предпосылках *COSO* и ряда других систем);

2) показатели, отражающие состояние функциональной полноты и результативности самой СВК подразделения.

Показатели первой группы, поскольку они связаны с деятельностью ПВП, могут быть очень динамичными (в ряде случаев меняться ежедневно). Некоторые из этих показателей не могут быть получены из документации или баз данных, а могут быть оценены лишь экспертными методами с привлечением в качестве экспертов (контролеров) собственных сотрудников функциональных подразделений или службы ВК (см. тесты в приложении 3). Эти показатели оцениваются с помощью специально построенных тестов, которые могут быть объединены в группы, иметь иерархическую подчиненность, что позволяет строить обобщенные показатели различной степени интеграции, а также выполнять декомпозицию показателей при поиске источников повышенного риска. В приложении 3 приведена совокупность тестов, отражающих законодательные/квалификационные, организационные и операционные риски. Особенность этих показателей заключается в том, что в результате обработки результатов тестирования для целей мониторинга часто бывает достаточно получить единственную (интегральную/свернутую) оценку риска, которая, по существу, является обобщенным индикатором риска.

Показатели второй группы менее динамичны, их имеет смысл регистрировать один раз в неделю, месяц, квартал. Часть этих тестов может заполняться по фактическим данным документации, а часть - с помощью экспертных методов, привлекая сотрудников ПВП в качестве экспертов. Тесты этой группы приведены в приложении 3.

Далее более подробно рассмотрим процедуры работы с этими группами тестов и соответствующих им показателей.

5.1.4.2. Представительность и информативность системы показателей

Свойства *представительности* (полноты) и *информативности* показателей, используемых в целях мониторинга состояния СВК, учетной и операционной деятельности ПВП, являются существенными при анализе инструментов поддержки ВК.

Представительность показателя означает, что он отражает достаточно широкий спектр свойств объекта, не является узко специализированным. Это свойство важно тем, что позволяет лицу, принимающему решение, делать максимально надежный выбор, опираясь на основные значимые факторы. Если приводить корреляционную интерпретацию [125, 165] представительности показателя, то его парные коэффициенты корреляции с каждым из частных показателей, которые он представляет, должны быть значимо отличны от нуля, а в идеальном случае - иметь максимально возможные (максимально близкими к единице) и равновеликие парные коэффициенты корреляции. Таким образом, представительный показатель - это «полномочный делегат» всех других частных показателей, отражающих свойства объекта.

Если частные показатели, как и обобщающий, используются при анализе объекта, то, как правило, желательно, чтобы частные показатели были минимально коррелированы между собой. В случае их существенной взаимной коррелированности часть из них является избыточной, не вносящей дополнительной информации в обобщающий показатель.

Один из наиболее действенных подходов [125, 165] к обеспечению «весомости» и независимости набора частных показателей для их представления одним обобщающим заключается в том, что вместо групп сильно коррелированных частных показателей следует оставить по одному доминирующему, а остальные исключить из рассмотрения. Исключение коррелированных показателей из набора частных показателей позволяет сократить их число и оставить для анализа лишь компактное множество первичных показателей без снижения представительности обобщающего показателя. Существуют программные средства (например, [44, 45, 260]), позволяющие отсеивать менее значимые факторы.

Среди частных показателей, которые представляются их обобщающим показателем могут быть наблюдаемые (измеримые) и ненаблюдаемые (неизмеримые) показатели. Конечно, корреляционные зависимости могут быть использованы лишь для группы наблюдаемых показателей, а степень влияния ненаблюдаемых частных показателей может быть оценена лишь на основе экспертных или иных косвенных оценок.

Информативность показателя означает, что он максимально точно отражает измеряемую им конкретную величину, что уровень искажений (зашумления) минимален. Также можно интерпретировать высокий уровень информативности степенью корреляционной связи показателя и измеряемой величины. Максимально информативным является показатель, для которого коэффициент корреляции близок к единице.

Количественно (как мера корреляции) информативность показателя может быть оценена лишь в случае измеримости первичного показателя, иначе - возможно лишь косвенное оценивание, например, на основе экспертных оценок.

Таким образом, свойство представительности показателя отражает его «широту» отображения, а информативность - «глубину».

Свойства показателей состояния СВК операционной деятельности ПВП

Одна из задач эффективного мониторинга ПВП заключается в построении адекватной системы показателей, которая позволила бы наиболее полно отображать данные об эффективном использовании бюджета ПВП.

В процессе ВК ПВП возникает достаточно большой поток текущих данных, которые для их успешного анализа следует представлять компактной системой показателей.

Основным источником первичных данных о состоянии ВК и о рисках, возникающих в процессе операционной деятельности ПВП, являются тесты (см. приложение 3). По данным тестирования каждой ПВП и последующей обработки возникают два показателя, имеющие различную природу и отражающие разные процессы в ПВП, один из них отражает риск нарушений надлежащего выполнения своих функциональных обязанностей, а второй - состояние

СВК организации (ПВП). Рассмотрим их более детально.

Ключевые показатели контроля и варианты их построения

Важным инструментом любых систем управления являются показатели, позволяющие контролировать состояние управляемых систем и процессов. В последнее время в практике управления организационно-экономическими процессами прочное место заняли разнообразные модификации концепции *KPI (Key Performance Indicators)*. Среди наиболее часто используемых – Ключевые показатели эффективности (КПЭ), которые иногда разделяют на две составляющие – *Ключевые показатели результативности*, отражающие достижение целевых результатов, и собственно *Ключевые показатели эффективности*, отражающие уровни издержек (временных и других затрат) при достижении полученных результатов. Для представления особенностей контрольной среды (с учетом стандарта *COSO*) в мировой практике используется еще одна группа показателей – *Ключевые показатели риска* (КПР), основное назначение которых состоит в отражении степени угроз, которые могут возникать в контролируемой среде.

При решении задач контроля важными представляются обе группы показателей – КПЭ и КПР. Всю совокупность показателей этих двух групп будем называть *Ключевыми показателями контроля* (КПК). Основная задача построения эффективных СВК состоит в выборе таких наборов КПК, которые бы адекватно отражали текущие состояния готовности и операционной деятельности (ликвидации пожара) ПВП. При этом следует иметь в виду перечисленные выше принципы, в соответствии с которыми состав этих показателей должен адаптивно подстраиваться, как под текущие цели управления, так и под обстановку безопасности. Только адаптивность и адекватность КПК позволит «держать руку на пульсе» ПВП для обеспечения необходимого уровня безопасности.

В СВК мониторинг состояния внутреннего контроля в ПВП, проводится по двум направлениям:

- оценка безрисковости деятельности ПВП;
- оценка эффективности организации внутреннего контроля в ПВП.

Процедура мониторинга может быть представлена алгоритмом, встроенным в состав информационной системы РСЧС и позволяющим по тестам, заполненным всеми контролируруемыми ПВП, вычислить КПЭ, КПР, а затем и интегральные показатели, как по каждой из этих двух групп, так и по КПК в целом.

В состав КПК, анализируемых, например, в контексте РСЧС, включено (см. приложение 3): 25 показатель КПЭ, объединенные в 4 теста, отражающих зрелость СВК, эффективность, результативность и подготовленность персонала СВК ПВП; 69 показателей КПР, объединенных в 20 тестов, 9 из которых отражают риски ведения операционной деятельности, 3 – квалификационные риски и 8 – организационные риски.

Различная степень интеграции показателей (частных, по каждому тематическому тесту, по группам тестов, по видам – КПЭ/КПР, по ПВП в целом) позволяет с большей точностью локализовать источники низкой эффективности или повышенного риска при исполнении ПВП своей операционной деятельности.

В настоящее время типовая процедура проведения мониторинга состояния внутреннего контроля в ПВП заключается в следующем:

1. ВСП направляет всем своим ПВП две группы тестов - одна из них содержит показатели, относящиеся к КПЭ СВК, а вторая – к КПР, учитывающим риски, существующие в ПВП при организации операционной деятельности.

2. Эксперты (компетентные и на то уполномоченные сотрудники) ПВП заполняют тесты (в соответствии с Рекомендациями) и представляют заполненные тесты в установленном порядке в ВСП.

3. В ВСП по заполненным тестам вычисляются оценки показателей эффективности организации ВК в ПВП и показателей безрисковости организации деятельности за отчетный период. При этом полученные показатели имеют различную степень интеграции – от частных до единого индикатора по каждой ПВП.

4. В ВСП на основании полученных оценок показателей проводится анализ состояния

готовности и операционной деятельности ПВП, по результатам которого принимаются соответствующие управленческие решения.

Практика мониторинга должна выявить множества релевантных показателей, состав которых может меняться в зависимости от текущих целей ВСП и ситуации безопасности.

Варианты построения ключевых показателей контроля

Единый показатель, отражающий интегральные свойства СВК как отдельным ПВП, так и их совокупностью (на уровне ВСП), является очень привлекательным и удобным в использовании - сравнении, ранжировании и т.п. Однако свертка нескольких частных показателей в один практически всегда сопряжена с выбором компромисса между частными показателями. В числе наиболее существенных проблем свертки частных показателей в общий можно отметить следующие:

1. Какие принципы, ограничения, предпосылки следует использовать при конструировании свертки частных показателей в общий?

2. Какой должна быть форма свертки совокупности частных показателей - аддитивной, мультипликативной или какой-то иной существенно нелинейной и какими должны быть основания для выбора одной из них?

3. Какими должны быть параметры (коэффициенты) в выбранной функции свертки?

4. Каким образом можно определить параметры функции свертки - из каких-то дополнительно привлекаемых данных о частных показателях или на основании экспертных опросов?

5. Если используется экспертиза, то какая процедура конкретно или какая их совокупность?

6. Каким образом учесть при построении свертки то целевое применение, для которого свертка и конструируется?

7. Как объединить в едином показателе частные показатели, значения которых измеряются в различных единицах?

8. Каким образом организовать обратную связь, которая позволит убедиться в действенности и эффективности выбранного варианта свертки частных показателей?

Эти и другие проблемы являются объективными и свойственны любым многокритериальным задачам оптимизации, оценивания, ранжирования или управления [292].

В следующих подразделах рассмотрим в режиме моделирования на основании данных, близких к реальным, методы и алгоритмы обработки данных тестирования и построения на их основе интегральных показателей.

5.1.4.3. Отдельные бинарные тесты

Самыми простыми и надежными (в смысле минимальной вероятности ошибок в ответах) являются бинарные тесты (БТ) [125, 165] – где на каждый вопрос может быть дан лишь один из двух возможных ответов, например, да/нет или 0/1 и т.п. Для краткости такие варианты тестов будем называть Т2, что означает – тест с двумя возможными вариантами ответов на каждый из вопросов. Чаще других, помимо Т2, на практике встречаются тесты с тремя возможными вариантами ответов (Т3) и с пятью вариантами (Т5). Но в зависимости от контекста задачи тестирования число вариантов ответов в общем случае может быть произвольным – тесты этого типа будем обозначать – Т_n. Однако следует заметить, что, если в качестве тестера выступает некоторое лицо (сотрудник, должностное лицо, внешний эксперт и т. п.), то оно не является идеальным «измерительным прибором с абсолютной разрешающей способностью», а значит, при увеличении числа альтернатив две или более близких альтернатив для него будут слабо различимы, что обычно приводит к увеличению числа ошибок оценивания, а значит к необходимости уменьшения числа вариантов ответа (альтернатив). Минимальное число альтернатив минимизирует ошибку ответа, но дает достаточно грубую оценку измеряемого показателя. Очевидно, существует некое компромиссное число альтернатив. Однако, оно является весьма персонифицированным и определяется уровнем квалификации эксперта в предметной области экспертизы, его «разрешающей способностью» и рядом других показателей

[77, 102].

Чем с большим количеством альтернатив (при допустимом уровне вероятности ошибки) может работать эксперт, тем более информативными являются его ответы на вопросы теста, т.е. тем более точным «измерительным прибором» он является. В общем случае, тестирование может быть построено по адаптивной схеме [78], подстраиваясь и учитывая индивидуальные возможности человека. При этом структура и состав тестов может адаптивно меняться, подстраиваясь под человека. Далее, для демонстрации подхода и алгоритмов, будем рассматривать лишь детерминированные (не адаптивные) структуры и состав вопросов/показателей тестов типа Т2.

Для выявления того или иного отдельного свойства (например, *текущей готовности караульной службы*) в бинарный тест обычно входят несколько вопросов/показателей. Такие отдельные БТ, предназначенные для оценивания отдельного свойства будем обозначать ОБТ или ОТ2. Примером ОТ2 может быть тест, позволяющий оценить риски, связанные с показателем *текущей готовности караульной службы к выполнению боевой задачи*, представленный в табл. 5.1, где g – номер теста (т.е. группы частных показателей/вопросов); I_g – количество вопросов (оцениваемых показателей) в g -ом тесте; r_{gi} – ответ, соответствующий величине риска, в балльной (бинарной) шкале; β_{gi} – весовой коэффициент, присваиваемый i -му ответу/показателю (эти коэффициенты должны быть нормированы, т.е. в сумме равны единице).

Таблица 5.1 - Тест R.15. Показатели, отражающие риски «Текущая готовность караульной службы»

№ п/п ($i = 1, \dots, I_g$)	Тестовые вопросы	Вариант ответа и присуждаемый балл		От-вет (r_{gi})	Веса от-вет-тов (β_{gi})
		да	нет		
1	Правильно ли организована караульная служба в подразделении ?	0	1	r_{g1}	β_{g1}
2	Готовы ли караулы к совместным действиям по тушению пожаров (слаженность, четкость взаимодействия между отделениями, номерами боевого расчета) ?	0	1	r_{g2}	β_{g2}
3	Надлежаще ли состояние газодымозащитной службы ?	0	1	r_{g3}	β_{g3}
4	Выполняются ли требования охраны труда и техники безопасности ?	0	1	r_{g4}	β_{g4}
5	Исправны ли и готовы ли к использованию средства связи, сигнализации, изолирующие противогазы, пожарная техника и пожарно-техническое оборудование ?	0	1	r_{g5}	β_{g5}
6	Функционирует ли противопожарное водоснабжение ?	0	1	r_{g6}	β_{g6}
7	Знает ли личный состав караула свои должностные обязанности и умеет ли их выполнять, имеет ли строевую выправку, подтянутость и дисциплинированность ?	0	1	r_{g7}	β_{g7}
8	Имеют ли караулы надлежащее состояние боевой и пожарно-тактической подготовки ?	0	1	r_{g8}	β_{g8}
9	Достаточен ли уровень методической подготовленности начальствующего состава, выступающего в роли руководителя занятий ?	0	1	r_{g9}	β_{g9}
10	Имеются ли в наличии регламентирующие документы караульной службы и соответствует ли требованиям их содержание ?	0	1	r_{g10}	β_{g10}
11	Надлежаще ли содержание учебной материально-технической базы, служебных помещений и территории подразделения, соответствуют ли они требованиям программ подготовки, наставлений, правил техники безопасности и пожарной безопасности ?	0	1	r_{g11}	β_{g11}
Итоговый показатель по тесту:				L_g	

Отвечая на каждый вопрос, эксперт проставляет оценку по бинарной шкале (0 - если его ответ на вопрос положительный и 1 - если ответ отрицательный). Это означает, что чем больше в g -м тесте $r_{gi} = 1$, тем выше риск низкой готовности караульной службы.

После получения ответов на подобные тесты возникает необходимость в обработке результатов и получении итоговой оценки r_g по g -му тесту. Для этого воспользуемся следующими выражениями.

Для весовых коэффициентов в g -м тесте должно выполняться условие нормировки:

$$\sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} = 1. \quad (5.1)$$

Тогда показатель риска, вычисленный по результатам g -го теста, выполненного отдельным экспертом отдельного ПВП, вычислим как:

$$L_g = \sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} r_{gi}. \quad (5.2)$$

Если есть основание считать все показатели группы равнозначными (принцип Лапласа), то все весовые коэффициенты будут одинаковыми и равными соответственно:

$$\beta_{gi} = \frac{1}{I_g}. \quad (5.3)$$

Тогда показатель риска по результатам тестирования вычисляется как среднее по всем оценкам, выставленным экспертом:

$$L_g = \frac{1}{I_g} \sum_{i=1}^{I_g} r_{gi}. \quad (5.4)$$

5.1.4.4. Комплексные бинарные тесты

Развитием ОБ2 является комплексный бинарный тест (КБТ или КБ2). Он объединяет несколько ОБ2, которые используются для вычисления некоторого комплексного показателя. При этом каждый ОБ2 может выполняться несколькими экспертами. Тогда возникает задача построения комплексных оценок по множеству тестов, отражающих отдельные стороны тестируемого объекта, каждый из которых выполнялся множеством экспертов.

В том случае, когда по множеству G тестов, выполненных K экспертами, необходимо построить обобщенную оценку показателей рисков, совокупность частных оценок можно представить в виде следующей таблицы (табл. 5.2):

Таблица 5.2 - Оценки показателей для различных тестов и экспертов

Эксперты	Тесты						Веса экспертов	Оценки, объединенные по множеству тестов
	1	2	...	g	...	G		
1	L_{11}	L_{12}	...	L_{1g}	...	L_{1G}	γ_1	$L_{1\exists}$
2	L_{21}	L_{22}	...	L_{2g}	...	L_{2G}	γ_2	$L_{2\exists}$
...
k	L_{k1}	L_{k2}	...	L_{kg}	...	L_{kG}	γ_k	$L_{k\exists}$
...
K	L_{K1}	L_{K2}	...	L_{Kg}	...	L_{KG}	γ_K	$L_{K\exists}$
Веса тестов (групп показателей)	α_1	α_2	...	α_g	...	α_G		$\sum_{g=1}^G \alpha_g = 1$
Оценки, объединенные по множеству экспертов	L_{T1}	L_{T2}	...	L_{Tg}	...	L_{TG}	$\sum_{k=1}^K \gamma_k = 1$	L

Здесь L_{kg} – это то же выражение (2), но только с учетом индекса эксперта (k):

$$L_{kg} = \sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} r_{kgi}. \quad (5.5)$$

Как видно из таблицы, для весовых коэффициентов тестов и экспертов также должно выполняться условие нормировки (равенство единице всех весов). Тогда все варианты оценок показателей (L_{kg} , $L_{kэ}$, L_{Tg} , L) будут лежать в интервале $[0; 1]$, при этом возможна их интерпретация как вероятность наступления события, связанного с данным видом риска.

Объединение оценок, полученных для k -го эксперта по заполненным им тестам, можно вычислить стандартным усреднением с соответствующими весами α_g тестов:

$$L_{kэ} = \sum_{g=1}^G \alpha_g L_{kg} = \sum_{g=1}^G \alpha_g \sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} r_{kgi}. \quad (5.6)$$

Аналогично и объединение оценок, полученных по g -ому тесту для всей группы экспертов:

$$L_{Tg} = \sum_{k=1}^K \gamma_k L_{kg} = \sum_{k=1}^K \gamma_k \sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} r_{kgi}. \quad (5.7)$$

Выражения (5.6) и (5.7) аналогичны (5.2), где индекс эксперта (k) был опущен.

Возможно и непосредственное вычисление конечного показателя по исходным оценкам r_{kgi} :

$$L = \sum_{k=1}^K \gamma_k \sum_{g=1}^G \alpha_g \sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} r_{kgi}. \quad (5.8)$$

Достоинством приведенной схемы расчетов показателей является то, что значения оценок показателей L_{kg} , вычисленных для одного теста и одного эксперта (из которых состоит табл. 5.2), могут вычисляться на тестах с разным составом и количеством вопросов, а дальнейший расчет (см. (5.6)-(5.8)) останется неизменным. Это означает, что со временем состав вопросов, их количество и смысловое содержание в силу изменения внешних и внутренних условий функционирования ПВП может претерпевать изменения, а основная расчетная часть останется неизменной.

Еще один фактор изменчивости связан с тем, что по каждому типу тестов число экспертов (а возможно и их состав) могут быть разным, а значит не все элементы в колонках табл. 5.1 будут заполнены, что приведет к необходимости нормировки весовых коэффициентов γ_k для каждого теста (или построения отдельной таблицы с заранее нормированными значениями весов γ_k).

5.1.4.5. Имитация тестирования показателей риска в подразделениях

Рассмотрим вычислительные процедуры оценивания рисков по тестам.

Общая схема работы с тестами приведена на рис. 5.3. Для иллюстрации вычислительных процедур оценивания рисков подведомственных подразделений рассмотрим лишь четыре теста с ограниченным количеством вопросов (показателей) в каждом из них – соответственно 4, 3, 5, 8. В качестве контекста анализа рисков будем иметь в виду, что каждый из тестов отражает те (наиболее важные) вопросы, которые следует контролировать начальникам караула соответственно 1-й, 2-й, 3-й и 4-й смен (приложение 3, тесты R17-R20). Контролируемые ими вопросы определяются Уставом караульной службы [302, 310].

Организация процедур тестирования может выполняться различными способами, в частности:

- самотестированием;
- перекрестным тестированием (начальниками караула других смен);
- тестированием их начальником (заместителем начальника) подразделения;
- автоматически по данным регистрации выполнения соответствующих мероприятий

(данный вариант представляется наиболее объективным);

- комбинацией всех перечисленных способов или их части.



Рисунок 5.3. Алгоритм работы с тестами.

Наиболее эффективной представляется организация тестирования в форме автоматизированной СВК (АСВК), когда тесты заполняются всеми тестируемыми лицами через специальные диалоговые интерфейсы компьютеров (рабочих мест) или индивидуальных планшетов. В этом случае данные могут поступать в общую базу данных, обрабатываться в реальном времени и полученные интегральные оценки передаваться на вышестоящие уровни подразделения и РСЧС. АСВК позволит руководителям и диспетчерам всех уровней в любой момент времени иметь актуальные данные о текущем состоянии сил и средств на любом уровне и в любом подразделении РСЧС.

Рассмотрим (в режиме имитации) применение технологии тестирования на примере иерархической структуры пожарно-спасательных частей гарнизона (рис. 5.4).

При этом рассмотрим сокращенный вариант тестирования - четырех начальников караулов 1-й, 2-й, 3-й и 4-й смен. Результаты тестирования обрабатываются на уровне ПСЧ и передаются на уровень вышестоящего подразделения (гарнизон). Так гарнизон Москвы содержит более 100 ПСЧ.

1. Сокращенные версии тестов приведены в табл. 5.3 (реальные тесты, отражающие качество работы СВК подразделений, приведены в приложении 3). В каждом из тестов приведены веса (важность/значимость) ответов, значения которых могут корректироваться при составлении тестов и/или в процессе их использования. Значения весов, проставленных персоналом ПВП, не обязательно будут совпадать со значениями, используемыми вышестоящей организацией. Это может быть обусловлено, в частности тем, что руководители ПВП расставляет акценты для усиления контроля определенных направлений деятельности, придав большее значение возникающим в них ошибкам. Для строгого определения значений данных коэффициентов может быть построена формализованная (и представленную в виде

пользовательских интерфейсов) процедура, которая на основе опроса полномочных сотрудников, например, с использованием метода парных сравнений (приложение 2), позволит определить конкретные значения весовых коэффициентов β_{gi} . В случае отсутствия таких средств или возможностей иного оценивания, эти значения следует задать равными в пределах каждого теста (следуя принципу равных оснований Лапласа [75]).

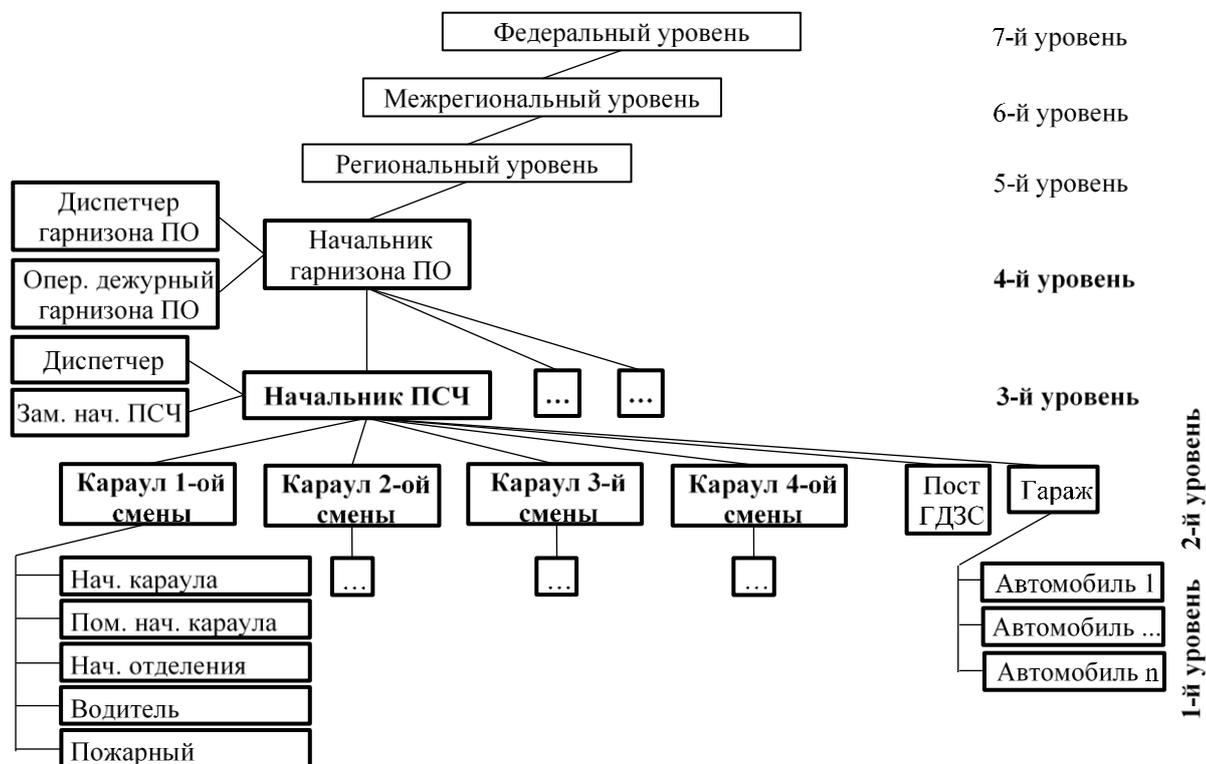


Рисунок 5.4 - Структура субъектов пожарно-спасательной части и вышестоящих организаций

Таблица 5.3 - Тесты с результатами тестирования

Тест 1			Тест 2			Тест 3			Тест 4		
№ п/п (i)	От-вет (r_{gi})	Веса ответов (β_{gi})	№ п/п (i)	От-вет (r_{gi})	Веса ответов (β_{gi})	№ п/п (i)	От-вет (r_{gi})	Веса ответов (β_{gi})	№ п/п (i)	От-вет (r_{gi})	Веса ответов (β_{gi})
1	r_{k11}	0,3	1	r_{k21}	0,2	1	r_{k31}	0,1	1	r_{k41}	0,03
2	r_{k12}	0,5	2	r_{k22}	0,1	2	r_{k32}	0,2	2	r_{k42}	0,09
3	r_{k13}	0,1	3	r_{k23}	0,7	3	r_{k33}	0,3	3	r_{k43}	0,16
4	r_{k14}	0,1				4	r_{k34}	0,25	4	r_{k44}	0,05
						5	r_{k35}	0,15	5	r_{k45}	0,18
									6	r_{k46}	0,17
									7	r_{k47}	0,09
									8	r_{k48}	0,23

2. Для увеличения надежности оценивания и улучшения качества получаемых оценок риска каждый из тестов выполняется *несколькими экспертами* организации (например, начальниками караула трех других смен). Вклад каждого k -го эксперта отражается параметром его значимости γ_k , который может отражать, например, его компетентность [38, 167]. Для строгого определения значений этих параметров может быть выполнена отдельная процедура экспертного оценивания (приложение 2). В случае отсутствия данных о квалификации эксперта все их следует задать равными между собой. Однако, в данном примере приняты следующие значения весовых коэффициентов экспертов: $\gamma_1 = 0,5$; $\gamma_2 = 0,3$; $\gamma_3 = 0,2$.

3. Каждый из тестов вносит свой вклад (α_g) в общую оценку риска. Значения этих весовых

коэффициентов также могут быть получены с помощью строгих экспертных процедур (см. приложение 2). Однако, в данном примере они приняты соответственно: $\alpha_1 = 0,6$; $\alpha_2 = 0,2$; $\alpha_3 = 0,15$; $\alpha_4 = 0,05$.

4. Будем считать, что ответы на вопросы тестов (r_{kgi}) регулярно, на протяжении 91 шагов наблюдений, например, каждую смену в течение года, готовятся в каждой из ПВП и передаются на уровень ВСП, где выполняется их обработка с вычислением обобщенных показателей.

Примечание. Для поддержания системы мониторинга в состоянии максимальной точности получаемых оценок и обеспечения надлежащей надежности принимаемых на их основе управленческих решений необходимо постоянно поддерживать значения параметров α_g , β_{gi} , γ_k в актуальном состоянии, как на стороне ПВП, так и на стороне вышестоящей организации. Это может быть сделано либо с помощью специальных экспертных процедур (приложение 2), с последующей обработкой результатов, и/или с помощью решения обратных задач (идентификации) по данным, полученным в режиме нормального функционирования [77, 78, 102].

5. Рисковые события, которые могут наступить в каждый из моментов тестирования ПВП на интервале наблюдения в 91 шаг, будем имитировать как дискретное распределение с параметрами, представленными в табл. 5.4 и на рис. 5.5.

Таблица 5.4 - Имитируемое дискретное распределение рисков событий (ошибок)

N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Значение	0,05	0,15	0,25	0,35	0,45	0,55	0,65	0,75	0,85	0,95
Вероятность	0,07	0,12	0,22	0,25	0,17	0,07	0,05	0,03	0,01	0,01

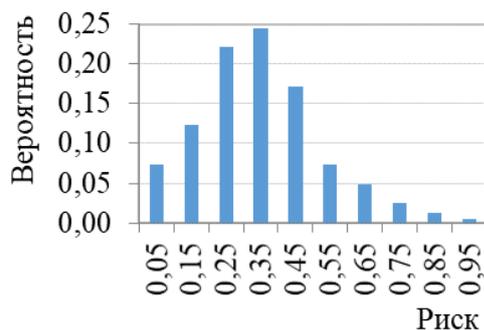


Рисунок 5.5 - Распределение вероятностей рисков

Фрагмент данных, включающих результаты статистической имитации тестирования одним из экспертов на 91-ом шаге наблюдения, приведены в виде табл. 5.5.

Таблица 5.5 - Результаты тестирования (фрагмент)

№ ПВП	Тест 1				Тест 2			Тест 3				Тест 4						L			
	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0		0	1	0
1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0,101
2	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,004
3	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0,037
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0,056
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,065
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0,088
7	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0,031

В реальной практике от ПВП поступают данные, аналогичные приведенным в данной таблице (за исключением колонки L, т.к. она является результатом расчетов, выполняемых далее).

6. Обработка данных в ВСП заключается в следующем. Результаты тестирования

поступают от всех ПВП в ВСП, где по формуле (7) или последовательно по (2), (5) и (6), для текущего шага наблюдения вычисляются интегральные оценки риска (см. колонку L табл. 5.5). Значения оценки риска для каждого ПВП приведены с учетом взвешенного усреднения по каждому тесту, по множеству экспертов и по множеству тестов на соответствующем шаге наблюдения.

Всякое конкретное значение оценки риска (например, $L = 0,101$ для 1-го ПВП), полученное на текущем шаге, следует интерпретировать, как высокий, низкий, приемлемый или какой-то иной уровень риска, служащий основанием для дальнейших действий должностных лиц ПВП или ВСП. В практике риск-менеджмента существуют разные подходы к градациям риска. Часто используют 3 или 5 градаций [125] уровня риска (см. табл. 5.6):

Таблица 5.6 - Градации уровней риска (по 3-м и 5-ти диапазонам)

	№ диапазона		
	1	2	3
	Низкий риск	Средний риск	Высокий риск
Нижний уровень	0	0,3	0,7
Верхний уровень	0,3	0,7	1

	№ диапазона				
	1	2	3	4	5
	Очень низкий риск	Низкий риск	Средний риск	Высокий риск	Очень высокий риск
Нижний уровень	0	0,07	0,2	0,5	0,7
Верхний уровень	0,07	0,2	0,5	0,7	1

Результаты имитационного моделирования приведем в 3-х и 5-ти диапазонном варианте (с неравными интервалами разбиения), а также в 10-ти диапазонном, где отрезок $[0;1]$ разбит на 10 равных интервалов по 0,1 каждый.

По приведенным выше исходным данным выполнена имитация. Фрагменты (несколько шагов наблюдений) таблиц значений доли ПСЧ в гарнизоне, имеющих текущую оценку риска, лежащую в том или ином диапазоне рисков, приведены в табл. 5.7 – 5.9.

При оценке эффективности и надежности СВК в целом, контрольной среды и отдельных средств контроля рекомендуется (например, в [165]) использовать не менее трех градаций - высокая, средняя и низкая.

Гистограммы значений рисков на текущем (в данном случае – на 91-м) шаге наблюдений для 3, 5 и 10 диапазонов приведены на рис. 5.6-5.8.

Таблица 5.7 - Распределение ПВП по 10 диапазонам рисков

Шаги наблюдений	Диапазоны рисков									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0,32	0,26	0,28	0,14	0	0	0	0	0	0
2	0,26	0,4	0,22	0,08	0,04	0	0	0	0	0
3	0,18	0,46	0,26	0,08	0,02	0	0	0	0	0
4	0,36	0,4	0,16	0,04	0,04	0	0	0	0	0
5	0,2	0,5	0,26	0,04	0	0	0	0	0	0
6	0,26	0,42	0,24	0,08	0	0	0	0	0	0
7	0,28	0,34	0,3	0,08	0	0	0	0	0	0
8	0,3	0,4	0,2	0,06	0,04	0	0	0	0	0
9	0,3	0,4	0,24	0,06	0	0	0	0	0	0
10	0,22	0,38	0,26	0,12	0,02	0	0	0	0	0
11	0,2	0,36	0,32	0,08	0,02	0,02	0	0	0	0

Таблица 5.8 - Распределение ПВП по 3 диапазонам рисков

Шаги наблюдений	Диапазоны рисков		
	1	2	3
1	0,86	0,14	0
2	0,88	0,12	0
3	0,9	0,1	0
4	0,92	0,08	0
5	0,96	0,04	0
6	0,92	0,08	0
7	0,92	0,08	0
8	0,9	0,1	0
9	0,94	0,06	0
10	0,86	0,14	0
11	0,88	0,12	0

Таблица 5.9 - Распределение ПВП по 5 диапазонам рисков

Шаги наблюдений	Диапазоны рисков				
	1	2	3	4	5
1	0,16	0,42	0,42	0	0
2	0,18	0,48	0,34	0	0
3	0,08	0,56	0,36	0	0
4	0,2	0,56	0,24	0	0
5	0,06	0,64	0,3	0	0
6	0,16	0,52	0,32	0	0
7	0,14	0,48	0,38	0	0
8	0,14	0,56	0,3	0	0
9	0,18	0,52	0,3	0	0
10	0,1	0,5	0,4	0	0
11	0,08	0,48	0,42	0,02	0

Для принятия управленческих решений важным представлением результата анализа рисков является ранжировка ПВП (ПСЧ) по абсолютному значению величины риска (L) или по принадлежности того или иного ПВП к определенному диапазону риска. Ранжировка ПВП для непрерывной шкалы риска (на 91 шаге наблюдений) приведена на рис. 5.9 (тонировкой выделены ПВП, превышающие некоторый заданный порог риска, например, $L = 0,3$), а ранжировки ПВП по 3-м и 5-ти дискретным диапазонам риска – на рис. 5.10 и 5.11.

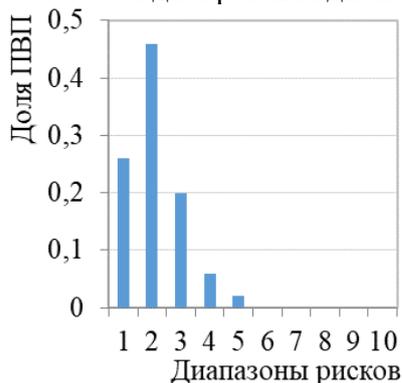


Рисунок 5.6 - Распределение ПВП по 10 диапазонам рисков

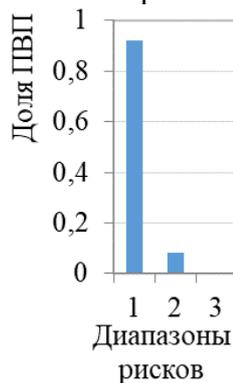


Рисунок 5.7 - Распределение ПВП по 3 диапазонам рисков

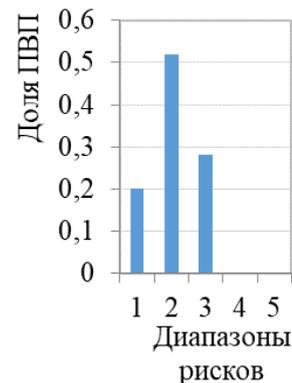


Рисунок 5.8 - Распределение ПВП по 5 диапазонам рисков

7. Результаты ранжировки в рамках приведенных диапазонов градации рисков могут быть использованы ВСП для мониторинга множества ПВП по показателям риска, например, в следующих целях:

- определения среднего уровня риска по всей совокупности ПВП;
- определение уровней риска для групп (кластеров) ПВП, сформированных по различным признакам (территориальному, принадлежности к объектовой ПО или к другим, и др.);
- анализ динамики изменения (по шагам наблюдения) уровня риска для некоторых конкретных ПВП, по каким-либо причинам, представляющим интерес для мониторинга со стороны ВСП (по всем ПВП - см. рис. 5.12). Данный вид анализа может быть полезен, в частности, как канал контроля выполнения мероприятий, направленных на устранение недостатков, выявленных в ходе внутренних или внешних проверок.

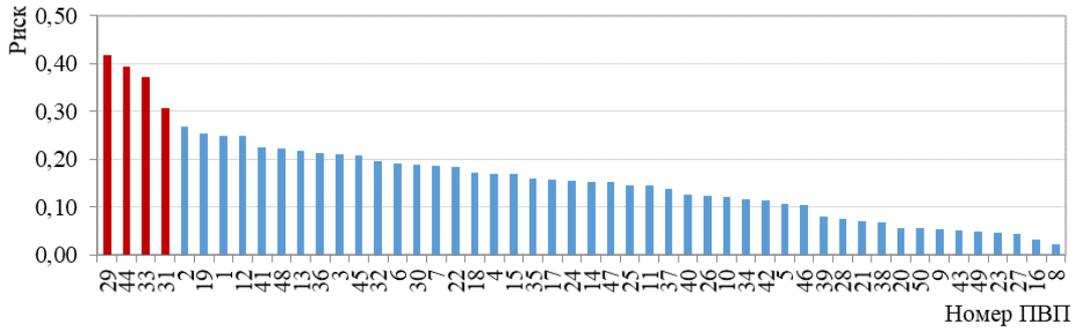


Рисунок 5.9 - Ранжировка ПВП по интегральному значению показателя риска

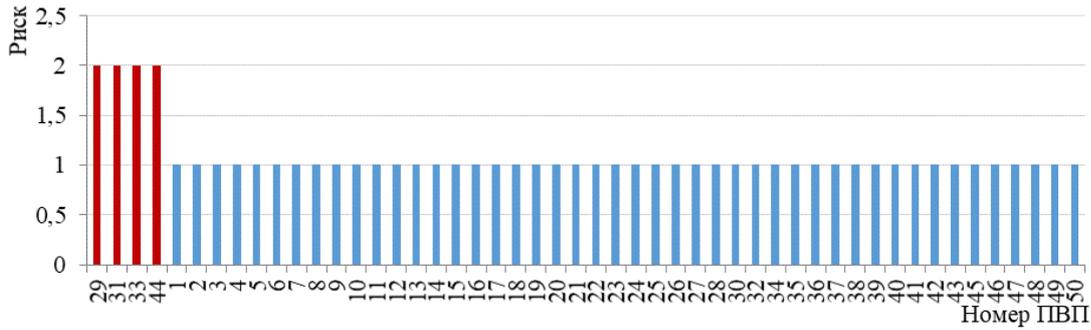


Рисунок 5.10 - Ранжировка ПВП по 3-х диапазонному показателю риска

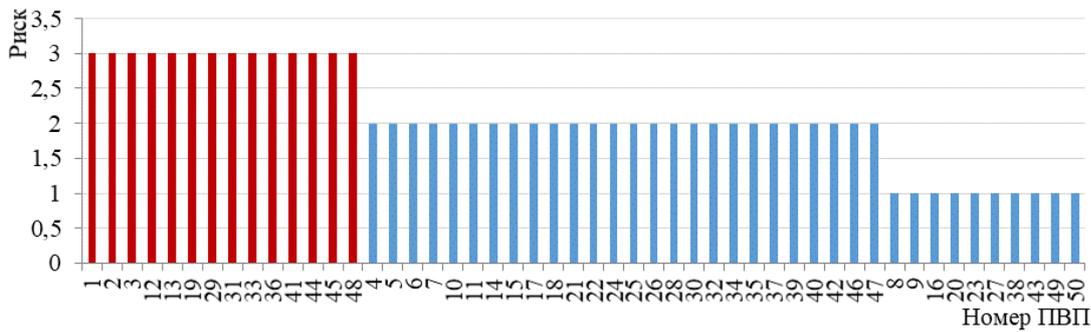


Рисунок 5.11 - Ранжировка ПВП по 5-ти диапазонному показателю риска

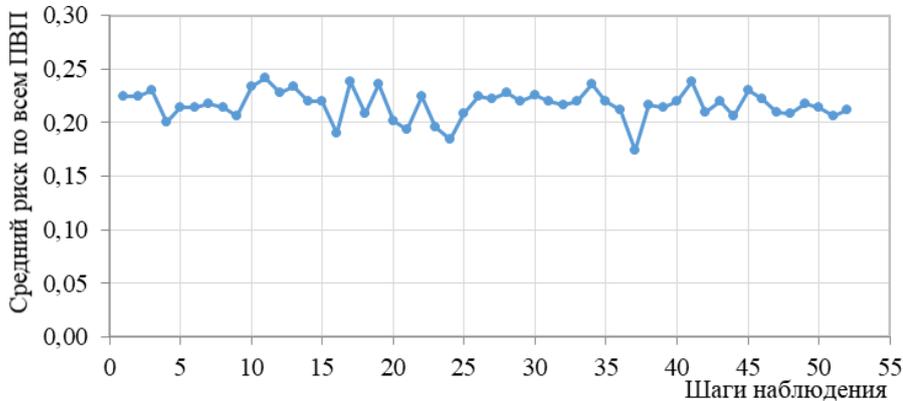


Рисунок 5.12 - Средний риск по всем ПВП в динамике наблюдений

8. По результатам наблюдения за оценками риска вышестоящая организация может принимать управленческие решения, в частности, следующие:

- в ПВП, имеющие устойчиво высокие оценки риска, направлять дополнительные тесты для более детального анализа источников и причин высокого уровня риска;

- назначать инспекцию контролирующей организацией в тех ПВП, где интегральные оценки риска на протяжении последнего времени были максимально высокими.

5.1.4.6. Имитация тестирования показателей состояния СВК подразделений

Рассмотрим характерные особенности вычислительных процедур и отображения данных по тестам второй группы (приложение 3, тесты S.1 - S.4).

Поскольку эта группа тестов содержит показатели, для которых выполняется лишь выборочная (по выборке ПВП) обработка, то основными выходными характеристиками для каждого показателя будем считать:

1. Выборочное среднее по множеству ПВП на каждом шаге наблюдения.
2. Выборочное среднеквадратическое (стандартное) отклонение (СКО) по множеству ПВП на каждом шаге наблюдения.
3. Динамику изменения средних значений и СКО показателей от шага к шагу.

Как варианты представления данных и/или для проведения более детального анализа, дополнительно могут отображаться и следующие характеристики:

4. Гистограммы распределения некоторого показателя для множества ПВП (аналогично рис. 5.6-5.8).
5. Ранжировка всех ПВП по тому или иному необходимому для анализа показателю.
6. Корреляционные связи между показателями внутри группы тестов приложение 3, тесты S.1 - S.4).
7. Корреляционные связи между показателями из разных групп тестов (приложение 3, тесты R.1 - R.9 и приложение 3, тесты S.1 - S.4).

По результатам анализа пунктов 6 и 7 может быть сокращено множество показателей или введены дополнительные для обеспечения необходимой и достаточной представительности совокупности показателей.

Далее будем рассматривать лишь группы показателей 1-3.

Из всех показателей тестов приложения 3, тесты S.1 - S.4) рассмотрим лишь показатель 4 из теста Б.3 «Процент рекомендаций СВК, принятых к исполнению, (в %)» (далее - ППР). Технология моделирования и обработки результатов тестирования по другим показателям может выполняться аналогично.

Рассмотрим нестационарный сценарий, с интервалом нестационарности в летнее время (май – сентябрь, т.е. номера недель с 18-й по 39-ю), где показатель ППР может снижаться в среднем от 80% до 40%.

Имитация проводилась по множеству в 50 ПВП, по 52 шагам наблюдения (что соответствует еженедельному тестированию при интервале наблюдения - год). На рис. 5.13 представлены графики:

- моделируемого тренда (пунктирная линия), тренду были подвержены не все, а лишь первые 10 ПВП;
- реализация изменения показателя ППР для первой ПВП, обозначенной как ПВП1 (линия с круглыми маркерами), в которой явно видно влияние летнего тренда);
- среднее значение показателя ППР по всему множеству ПВП;
- среднеквадратическое отклонение показателя ППР, вычисленное по всему множеству ПВП.
- В качестве представлений результатов моделирования были вычислены гистограмма и сортировка ПВП для трех характерных временных сечений (шагов наблюдения):
 - 1) на шаге 10, где все ПВП еще находятся в равных условиях и нестационарный тренд ни на какую из них не действует;
 - 2) на шаге 22, где воздействие тренда на ПВП1-ПВП10 еще слабое, а остальные ПВП вообще тренду не подвержены;
 - 3) на шаге 28, где воздействие тренда на ПВП1-ПВП10 максимальное, остальные ПВП по-прежнему не подвержены тренду.

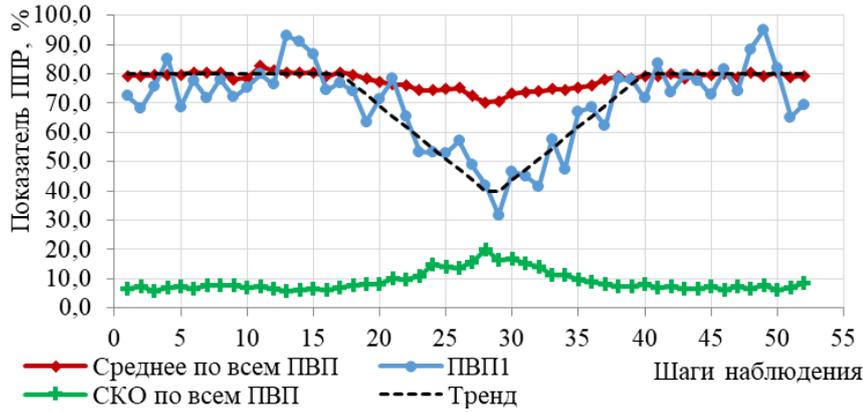


Рисунок 5.13 - Тренд, реализация показателя ППР на интервале наблюдения, среднее и СКО по множеству ПВП

На рис. 5.14 - 5.19 приведены результаты вычислений для указанных трех «срезов», где видно, что ПВП, подверженные тренду от сечения к сечению все больше «размывают» гистограмму распределения ПВП по значениям показателя ППР. Такое поведение гистограмм позволит при анализе реальных данных констатировать наличие трендов, а вид диаграмм сортировки позволяет выявлять конкретные ПВП, подверженные трендам (выделены тонировкой), и вырабатывать относительно них соответствующие управленческие решения.



Рисунок 5.14 - Гистограмма распределения ПВП по значениям ППР (на 10-м шаге наблюдений)

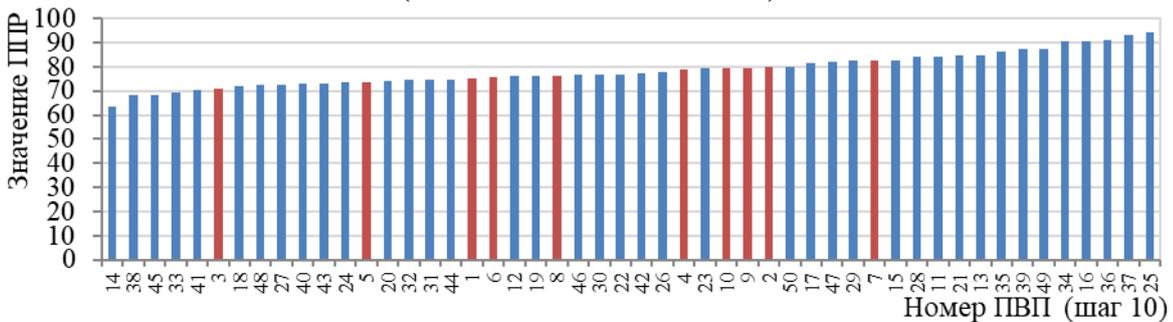


Рисунок 5.15 - Сортировка ПВП по значениям ППР (на 10-м шаге наблюдений)

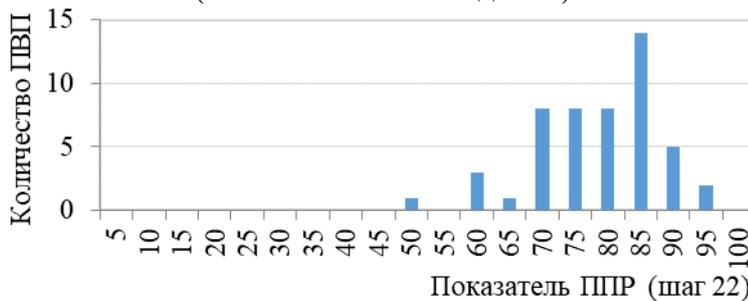


Рисунок 5.16 - Гистограмма распределения ПВП по значениям ППР (на 22-м шаге наблюдений)

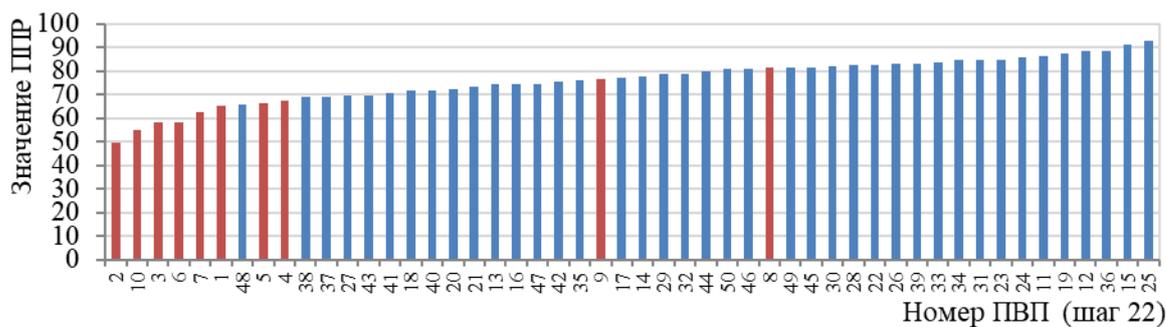


Рисунок 5.17 - Сортировка ПВП по значениям ППР (на 22-м шаге наблюдений)

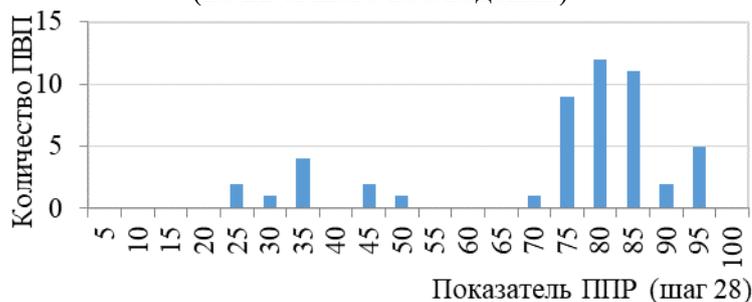


Рисунок 5.18 - Гистограмма распределения ПВП по значениям ППР (на 28-м шаге наблюдений)

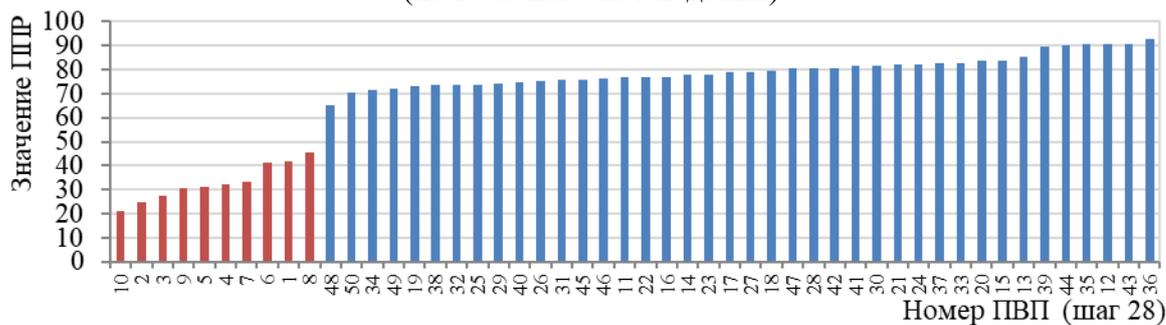


Рисунок 5.19 - Сортировка ПВП по значениям ППР (на 28-м шаге наблюдений)

5.1.5. Взаимодействие подразделений в иерархической структуре ГПС

5.1.5.1. Варианты межуровневого взаимодействия при организации внутреннего контроля

Основные виды межуровневого взаимодействия определяются вариантами структуры организации. Наиболее существенными являются:

- информационная структура, отражающая потоки информации о состоянии тех или иных сторон операционной деятельности, информацию, возникающую в процессе мониторинга и направляемую снизу-вверх;
- управленческая структура, отражающая потоки управленческо-распорядительных данных, направляемых сверху вниз для исполнения (тесты, планы проверок, распоряжения по устранению последствий нарушений, их потенциальных причин и др.).

Из числа алгоритмических модулей, исполняемых в различных подразделениях как верхнего, так и нижних уровней можно выделить следующие основные:

1. Формирование тестов (выбор репрезентативных показателей);
2. Тестирование (сбор данных от экспертов и автоматических процедур о состоянии СВК, операционной деятельности ПВП);
3. Проверки операционной деятельности ПВП, выполняемые:
 - 3.1. внешними органами;
 - 3.2. в рамках внутренних инспекций службами организации;

3.3. как внутренние проверки в рамках плана работы СВК ПВП.

4. Выявление источников нарушений:

4.1. по результатам тестирования (мониторинга);

4.2. по результатам внешних проверок;

5. Устранение последствий нарушений и/или предотвращение возможных нарушений.

Каждый из модулей (с учетом их модификаций, приведенных в подпунктах) может быть реализован на верхнем уровне (ВСП), на нижних (ПВП) и распределен между ними. Поэтому их сочетание дает большое разнообразие возможных вариантов размещения модулей на уровнях иерархических структур организаций, а значит и существенное разнообразие вариантов их взаимодействия.

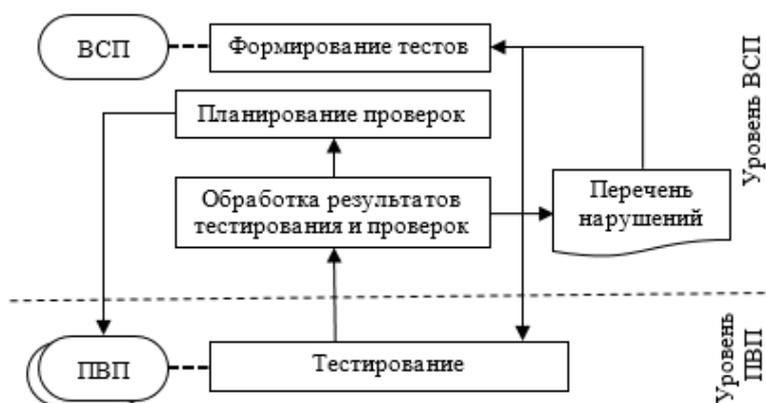


Рисунок 5.20 - Централизованный вариант тестирования и проверок

Приведенные на рис. 5.20, 5.21, 5.22 варианты межуровневого взаимодействия в виде функционально-алгоритмических модулей, отражают три наиболее значимые состояния развития СВК:

1. *начальную*, как полностью централизованную;
2. *переходную* - частично децентрализованную с передачей части контрольных функций на уровень ПВП;
3. *децентрализованную*, в которой все контрольные функции переданы на уровень ПВП.

Эти варианты межуровневого взаимодействия могут служить основой для поэтапного построения СВК и гибкого распределения функций ВК между уровнями в процессе их информационного и управленческого обмена.



Рисунок 5.21 - Переходный вариант тестирования и проверок

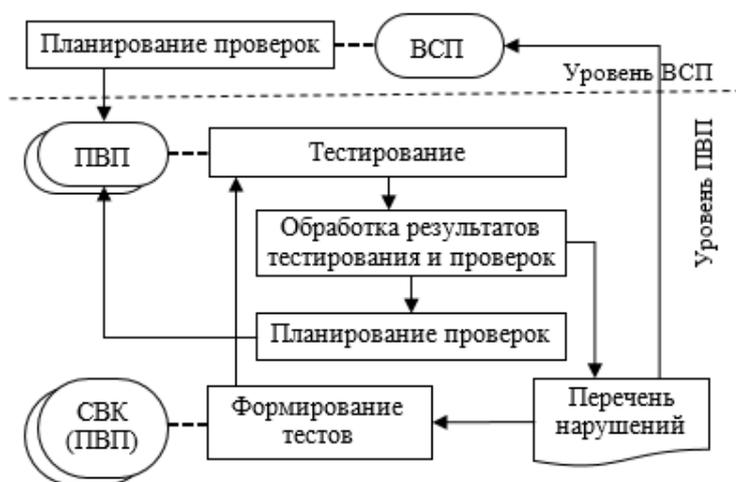


Рисунок 5.22 - Финальный (децентрализованный) вариант тестирования и проверок

5.1.5.2. Дисциплины и алгоритмы управленческого и информационного взаимодействия

Дисциплины внутриуровневого и межуровневого взаимодействия элементов структур (подразделений, должностных лиц, программных модулей и т. п.) заключаются в соблюдении определенных правил, порядка выполнения операций, например:

- из всех запланированных проверок, выполняемых сотрудниками СВК, в первую очередь реализуются те, которые:
 - имеют наибольшие значения показателей риска;
 - инициированы руководством организации;
 - направлены на предотвращение повторяющихся нарушений;
 - возникли раньше других. Эту дисциплину в теории массового обслуживания принято называть *FIFO* (*First Input First Output* - первым пришел первым обслужился), и т.п.;
- в план внутренних проверок, в качестве оперативных (внеплановых) всегда включаются проверки деятельности лиц, исполняющих свои обязанности в порядке замещения временно отсутствующих должностных лиц;
- при составлении планов ревизий следует в первую очередь включать те ПВП, по которым зафиксировано наибольшее количество нарушений, выявленных внешними проверками, и т.п.

Если дисциплины отражают правила, которые следует выполнять в зависимости от исходной информации, то алгоритмы (информационного взаимодействия, сбора данных, обработки) нацелены на получение конечного результата (того или иного плана, значений тех или иных показателей и т. п.).

Отечественная практика проверок [125, 151, 168, 171, 177, 252] показывает, что программные средства автоматизации закономерно все чаще становятся неотъемлемой частью процедур проверок, что позволяет помимо ускорения процедур обеспечить все меньшее участие человека и постепенное смещение центра тяжести контрольных мероприятий с последующей фазы на превентивную.

По степени охвата контрольных операций различают два основных способа проведения контрольных действий: сплошной и выборочный.

При *сплошном способе* контрольные действия осуществляются в отношении каждого проверяемого элемента. При *выборочном способе* контрольные действия осуществляются в отношении отдельного элемента (человека, процедуры, документа).

При практическом применении этих способов в зависимости от степени полноты выборочного контроля он может плавно переходить в сплошной, т.е. сплошной способ можно считать частным случаем выборочного способа, когда выборка становится полной.

Дисциплины и алгоритмы, обладающие наилучшими свойствами (наиболее эффективные), не могут быть построены, заданы для конкретной организации априори раз и навсегда. Эффективность той или иной дисциплины исполнения операций, взаимодействия элементов оргструктуры, алгоритма обработки данных зависит от множества факторов и определяется контекстом исполнения и конкретным содержанием работ. Поэтому для обеспечения текущей эффективности функционирования организации необходима адаптивная система, которая позволяла бы в зависимости от текущего состояния выбрать (и/или скорректировать) дисциплины и алгоритмы из некоторого набора. Для обеспечения приемлемого уровня эффективности СВК необходимо формировать (пополнять и модифицировать) базу дисциплин и алгоритмов, а с помощью диспетчерского модуля обеспечивать переключение (адаптацию) между их различными вариантами в зависимости от состояния внешней среды и целей руководства с постепенным переходом от ручных проверок к автоматическим.

5.1.5.3. Свертка показателей риска и состояния СВК

Форматы данных для свертки показателей состояния отдельного подразделения

В практике многокритериального (многоцелевого) управления существует ряд зарекомендовавших себя методов [29]. Ниже приведем сравнительный анализ некоторых из этих методов и алгоритм расчета интегрального показателя по нескольким частным.

В задачах внутреннего контроля частными показателями являются:

1. ключевой показатель риска (КПР), представляющий собой объединение показателей риска, вычисленных по множеству тестов;
2. ключевой показатель эффективности (КПЭ) внутреннего контроля, объединяющий показатели качества работы СВК ПВП, вычисленные по группе тестов.

Интегральный показатель, называемый ключевым показателем контроля (КПК), строится как свертка двух частных показателей (КПР и КПЭ). КПК, если он приведен к единой универсальной шкале (интервалу $[0; 1]$), можно интерпретировать как интегральный риск снижения готовности подразделений к выполнению задач ликвидации пожаров.

Рассмотрим наиболее часто используемые на практике подходы при решении задач свертки нескольких показателей (целевых функций, критериев [35, 40, 75, 143, 148, 194, 208, 213, 267, 292, 357, 363, 430]) в один интегральный показатель. Приведенные далее (и в приложении 4) способы свертки относятся к трем следующим уровням представления и интеграции показателей:

1. Множество отдельных частных показателей каждой ПВП. Текущие значения множества частных показателей каждой ПВП формируются в результате тестирования двух групп свойств ПВП:

- риска, обусловленного ненадлежащей организацией в ПВП операционной деятельности;
- эффективность организации внутреннего контроля в ПВП.

Показатели первого (исходного) уровня представления - это совокупность значений, полученных в результате тестирования. Типичные данные, получаемые при тестировании ПВП по отдельным тестам, приведены в табл. 5.10 и табл. 5.11 (фрагмент выборки отражает значения по 6-ти показателям для каждого из 15-ти ПВП). Значения показателей соответствуют нормированной шкале измерений (в интервале $[0; 1]$), соответственно непрерывной и дискретной.

2. Пары обобщенных показателей риска и эффективности ВК каждой ПВП. На первом уровне свертки из исходных показателей тестирования для каждой ПВП формируются значения двух обобщенных показателей - КПР и КПЭ. Таким образом на этом этапе свертки каждой ПВП ставится в соответствие два показателя, значения которых нормированы и могут принимать безразмерные значения в интервале $[0; 1]$. Фрагмент значений этой пары показателей для некоторой ПВП приведен в табл. 5.13 и на рис. 5.23;

Таблица 5.10 - Значения исходных показателей теста S.1 (до их свертки) для фрагмента выборки ПВП

№ ПВП	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
№ показателя	1	0,46	0,97	0,94	0,26	0,95	0,62	0,73	0,41	0,63	0,75	0,89	0,85	0,6	0,76	0,46
	2	0,1	0,09	1	0,11	0,37	0,89	0,62	0,56	0,9	0,24	0,16	0,96	0,3	0,49	0,1
	3	0,94	0,14	0,26	0,77	0,03	0,23	0,07	0,71	0,49	0,98	0,58	0,28	0,07	0,47	0,94
	4	0,5	0,95	0,56	0,32	0,22	0,52	0,55	0,48	0,75	0,72	0,03	0,36	0,33	0,89	0,5
	5	0,57	0,6	0,68	0,72	0,73	0,88	0,72	0,26	0,01	0,56	0,35	0,7	0,92	0,58	0,57
	6	0,09	0,44	0,6	0,57	0,67	0,79	0,31	0,13	0,82	0,95	0,5	0,01	0,6	0,24	0,09

Таблица 5.11 - Значения показателей теста R.1 (до их свертки) для фрагмента выборки ПВП

№ ПВП	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
2	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
3	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
5	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
6	0	0	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0

Таблица 5.12 - Значения показателей КПР и КПЭ, как результаты свертки результатов тестирования, для фрагмента выборки в 15 ПВП

№ ПВП	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
КПР	0,13	0,86	0,20	0,55	0,82	0,14	0,03	0,24	0,31	0,33	0,00	0,09	0,88	0,45	0,39
КПЭ	0,38	0,68	0,05	0,55	0,42	0,50	0,58	0,83	0,63	0,97	0,04	0,39	0,58	0,83	0,14



Рисунок 5.23. Графическое представление показателей безрисковости и качества СВК

3. Едиственный обобщенный показатель для каждой ПВП. Для принятия управленческих решений по результатам контроля часто необходимо, чтобы каждому ПВП соответствовал едиственный обобщенный показатель, включающий в себя все другие. Свертка позволяет по КПР и КПЭ получить единый показатель - КПК. Исходными значениями для данного вида свертки являются данные, приведенные в табл. 5.12 и отображенные на рис. 5.23.

Приведенные уровни представления показателей и варианты их свертки для задач данного исследования являются наиболее типичными, однако следует отметить, что число уровней иерархии свертки частных показателей в более укрупненные может быть и большим, в зависимости от взаимосвязи показателей в группах, их взаимной подчиненности и важности в той или иной конкретной задаче мониторинга и анализа.

В практике решения задач векторной (многокритериальной) оптимизации существуют различные подходы к учету множества частных показателей (критериев) при выборе оптимального варианта (решения). Среди наиболее часто используемых можно отметить

следующие:

- метод главного (доминирующего) показателя;
- метод гарантирующего (максиминного) показателя;
- метод линейной (аддитивной) свертки показателей;
- метод «идеальной точки»;
- метод Парето, основанный на доминировании.

Содержание этих показателей, для задач СВК, приведено в приложении 4.

Выбор методов свертки частных показателей СВК ПВП. Применение того или иного метода свертки частных показателей зависит от многих факторов и не может быть задан раз и навсегда, т.к. целесообразность и эффективность применения конкретного метода зависит от многих текущих факторов, ресурсов и обстоятельств.

Приведенные в приложении 4 методы не исчерпывают всего разнообразия подходов к свертке вектора показателей ПВП в скаляр. Приведенные методы можно сопоставить (классифицировать, упорядочить, ранжировать) по разным признакам. Наиболее важным представляется степень полноты информации о том или ином частном свойстве (показателе) ПВП, отображаемой в обобщенном/интегральном показателе. Для обеспечения высокой степени представительности интегрального показателя при выборе текущего варианта свертки могут приниматься во внимание два источника информации:

1. Собственно значения/оценки частных показателей (например, количество готовых автоцистерн, КПП, и т.п.).
2. Весовые коэффициенты относительной важности того или иного показателя в группе однородных показателей.

В рамках данного исследования (в контексте процедур ВК) рассматриваются два метода свертки частных показателей:

1. На этапе интеграции результатов тестирования показателей КПП и КПЭ используется *метод аддитивной (линейной) свертки*. Этот выбор обусловлен тем, что имеется возможность получения данных по обоим указанным выше источникам информации.

2. На этапе сравнения объектов анализа (ПВП) применяется модифицированный *метод идеальной точки*. Его выбор обусловлен тем, что интегральные показатели анализируемых объектов (ПВП) уже известны, а весовые коэффициенты определить затруднительно.

Метод линейной (аддитивной) свертки показателей. Этот метод заключается в суммировании частных показателей с некоторыми весовыми коэффициентами:

$$W_k = \sum_{j=1}^N \beta^j r_k^j, \quad (5.9)$$

где β^j - весовой коэффициент (вес) j -го показателя, для которых, как правило, должно выполняться условие нормировки $\sum_{j=1}^N \beta^j = 1$. При таком варианте весов их можно интерпретировать и как вероятности использования того или иного показателя в составе интегрального.

Для вычисления интегрального показателя по каждой ПВП необходимо выполнить следующую операцию: $W_k = \beta^U U_k + \beta^V V_k$, или с учетом нормировки весов:

$$W_k = \beta U_k + (1 - \beta) V_k. \quad (5.10)$$

Следует отметить, что интегральный показатель W_k для каждой ПВП, как и частные, в него входящие, будет принимать значения от 0 до 1. В случае равной важности частных показателей ($\beta = 0,5$) ранжировка ПВП по значениям интегрального показателя (для исходных данных табл. 5.10) приведена на рис. 5.24.

Основная проблема метода линейной свертки заключается в обоснованном задании весов β^j . Эти коэффициенты, как правило, должны назначаться исходя из *принципа целесообразности*. Назначение при этом должно выполняться в рамках строгой экспертной процедуры, выполняемой одним или группой экспертов. При этом в одних обстоятельствах могут доминировать веса одного частного показателя, а в других - другого.

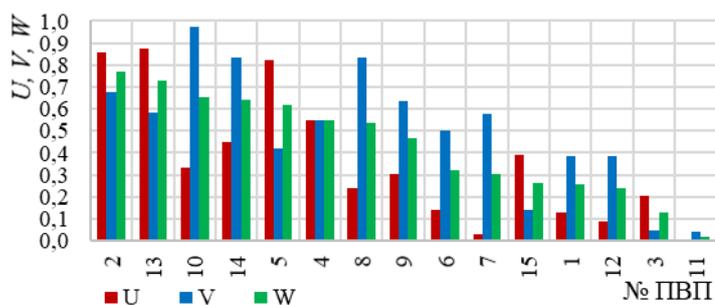


Рисунок 5.24 - Графическое представление линейной свертки показателей

Метод «идеальной точки». Он заключается в том, что совокупность значений показателей любой ПВП представляется точкой в пространстве показателей (см. рис. 5.23), где координаты точки - это значения частных показателей. При этом предполагается, что существует представление о том, какие значения каждого из показателей являются идеальными (желательными, целевыми). Тогда мерой (интегральным показателем) близости ПВП к идеальному состоянию служит расстояние в декартовом пространстве от точки, соответствующей ПВП, до точки, соответствующей идеальному состоянию (рис. 5.25):

$$W_k = \sqrt{(U_k - U^*)^2 + (V_k - V^*)^2}, \quad (5.11)$$

где (U^*, V^*) - координаты идеальной точки. Для удобства дальнейшего применения показателя (5.11) желательно его нормировать, приведя к интервалу $[0; 1]$ путем деления на коэффициент, равный величине $\sqrt{2}$.

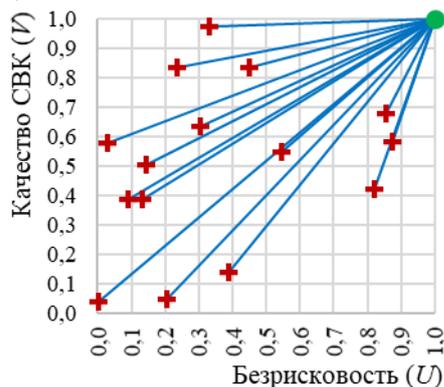


Рисунок 5.25 - Графическое представление метода идеальной точки

Чем ближе к идеальной точке расположена точка, соответствующая значениям частных показателей ПВП, тем лучше интегральное состояние ПВП. Для любой ПВП такой идеальной точкой в пространстве показателей (U, V) является точка с координатами $(1, 1)$, что соответствует полному отсутствию рисков и максимально эффективной работе СВК ПВП.

Для произвольного количества частных показателей (в том числе для интеграции показателей тестов) вычисление интегральных показателей k -го ПВП, с учетом условия нормировки, осуществляется следующим образом:

$$W_k = \frac{1}{\sqrt{N}} \sqrt{\sum_{j=1}^N (r_k^j - r_*^j)^2}, \quad (5.12)$$

где r_*^j - идеальное значение j -го из N частных показателей.

Ранжировка ПВП на основе метода идеальной точки приведена на рис. 5.26, где отображено в качестве меры не расстояние до идеальной точки, а его дополнение до единицы. Такое представление интегрального критерия более удобно, т.к. позволяет этот вариант свертки сравнивать с другими, поскольку в них большему значению интегрального показателя соответствует лучший объект (ПВП), в то время как при использовании расстояния до идеальной точки - лучшему ПВП будет соответствовать меньшее значение.

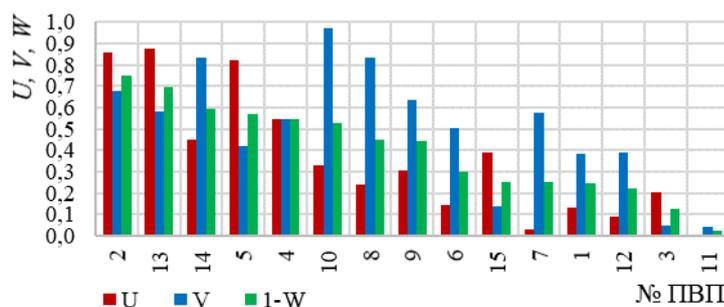


Рисунок 5.26 - Ранжировка ПВП методом идеальной точки

Рекомендации и требования при реализации алгоритмов свертки и интеграции показателей

1. Для получения оценки интегрального показателя ПВП по набору значений частных показателей помимо приведенных методов могут быть использованы и другие варианты свертки, в частности, такие как:

- мультипликативные (например, в форме Кобба-Дугласа);
- с нелинейными (штрафными) весами;
- комбинации рассмотренных в данном разделе вариантов свертки.

2. Все варианты свертки делятся на две группы:

• методы, сводящие частные показатели к одному интегральному (например, методы линейной свертки, максиминный и т.п.). В них, как правило, требуется дополнительная информация от менеджеров или экспертов;

• свертки, направленные на упрощающие ранжировки ПВП путем уменьшения количества рассматриваемых вариантов или группировкой (например, метод Парето).

3. Для применения методов свертки, как правило, необходимо, чтобы частные показатели были сравнимы между собой, что часто выполняется с помощью нормировки - приведением к безразмерной величине на интервале $[0; 1]$. Это позволяет сделать их однородными, а принимаемые ими значения - сравнимыми.

4. В тех случаях, когда в процедурах свертки участвуют эксперты или менеджеры, могут возникать дополнительные проблемы, такие как:

- появление дополнительных источников субъективной неопределённости в лице экспертов;
- необходимость подбора экспертов, оценки их компетентности и других характеристик.

5. Приведенные выше варианты свертки частных показателей позволяют сформулировать ряд требований к ним, например, следующих:

• частные показатели должны быть некоррелированными (т.е. их коэффициент корреляции должен быть близким к нулю). Например, для данных, представленных на рис. 5.23, коэффициент корреляции $\eta = 0,28$, а для данных, приведенных на рис. 5.27 - $\eta = 0,81$. Во втором случае высокий уровень корреляции является хорошим основанием для рассмотрения в качестве интегрального показателя одного из частных. Близость коэффициентов корреляции к единице (по абсолютному значению) является существенным основанием для исключения из рассмотрения всех сильно коррелированных показателей, что уменьшает размерность задачи анализа;

• вариант применяемой свертки частных показателей должен выбираться, исходя из целей задач, решаемых в дальнейшем на основе получаемых интегральных показателей. Причем выбор того или иного варианта интеграции частных показателей не должен быть «на все времена» и не должен быть предметом субъективного неструктурированного выбора экспертом или менеджером. Процедура выбора варианта интеграции должна быть встроена в состав информационной системы и «срабатывать автоматически» в зависимости от потребностей пользователя, т.е. стать элементом системы поддержки принятия решений (планирования, управления, и т.п.), возможно и с привлечением экспертных оценок;

- набор частных показателей ПВП и/или тестов, используемых для мониторинга ПВП, не должен оставаться «незыблемой догмой» с постоянным их составом. Значимость каждого из частных показателей, входящих в состав любого теста или характеризующих работу ПВП в целом, со временем и в зависимости от текущих обстоятельств и целей управления, может претерпевать изменения, а значит необходимо постоянно корректировать состав частных показателей тестов и ПВП в целом, добавляя новые или изымая неэффективные. Значимость частных показателей при их свертке в интегральные (на разных уровнях интеграции при тестировании) также должна корректироваться в зависимости от перечисленных факторов. Однако эта корректировка должна быть ненавязчивой и носящей латентный характер, что возможно воплотить в алгоритмы, реализуемые в информационной системе и работающие на основе автоматизированных экспертных процедур и решения обратных задач [77, 78, 102], обеспечивающих адаптацию моделей, коэффициентов, параметров к реальной ситуации. Общая схема такой корректировки на двух уровнях иерархии (ВСП-ПВП) приведена на рис. 5.28. При этом следует отметить, что состав частных показателей и весовых коэффициентов на уровне ПВП (для целей СВК ПВП) и на уровне ВСП (для целей ВСП) могут быть различными.



Рисунок 5.27 - Графическое представление коррелированных частных показателей ПВП

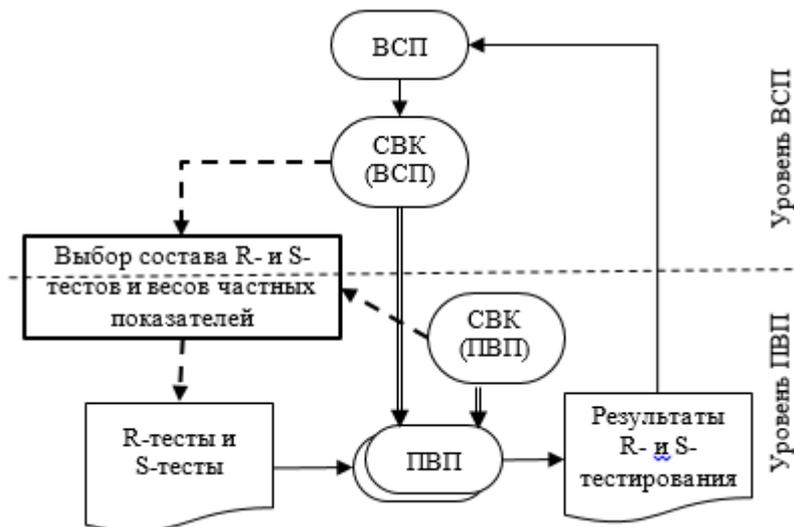


Рисунок 5.28 - Схема корректировки состава и параметров показателей

5.1.5.4. Моделирование интеграции данных о состоянии СВК и планирования проверок

Контур мониторинга показателей ПВП

Согласно общей логике контроля (см. рис. 5.29), определенной в ряде нормативно-методических материалов [125], межуровневое взаимодействие ВСП и ПВП осуществляется таким образом, что в ПВП проводятся ведомственные и вневедомственные плановые и внеплановые проверки.

Комплекс проверок подведомственных организаций имеет три основных контура:

1. *Вневедомственные проверки* подведомственных организаций (подразделений) проводятся такими внешними контрольными органами как Счетная палата, правоохранительные органы и т. п. Результатом этих проверок (как последующей формы контроля) являются акты, на основании которых руководство ПВП устраняет недостатки и последствия нарушений (путь: Внешние контролеры/ПВП/Акты - *жирными стрелками*).

2. *Проверки, выполняемые вышестоящей организацией* планируются и регистрируются в картах внутреннего контроля (КВК). Их результаты фиксируются в регистрах внутреннего контроля (РВК). Эти проверки также проводятся в режиме последующего контроля и отражают отклонения в показателях, проявляющиеся в различных нарушениях, которые, в свою очередь, приводят к неэффективному функционированию подразделения, а, как следствие, и к повышенному ущербу при ликвидации пожаров. Данные, содержащиеся в РВК, являются основой для работы СВК ПВП и принятия руководством управленческих решений, направленных на увеличение эффективности операционной деятельности подразделения. Этот контур (ВСП - ПВП) выделен на рис. 5.29 *жирными сплошными стрелками*.



Рисунок 5.29 - Схема планирования и управления контролем ПВП

3. *Проверки, инициируемые ВСП и проводимые подведомственными организациями* на основе тестов, отражающих потенциальные риски и свойства СВК, обеспечивающие эффективный контроль выполнения ПВП их операционной деятельности. Этот тип контроля является предварительным и направлен на недопущение наступления рисков событий, что может привести к ухудшению показателей деятельности ПВП и к снижению эффективности решения задач ликвидации пожаров. Этот контур контроля выделен на рис. 5.29 *пунктирными стрелками*.

Очевидно, от эффективности планирования контроля, его проведения, достоверности полученных оценок зависит эффективность принимаемых управленческих решений, а значит эффективность операционной деятельности подразделений.

Нормативно-методические документы последнего времени отражают важную тенденцию развития систем контроля и заключаются в максимальном использовании предварительных проверок, направленных на предупреждение нарушений (а не на устранения их последствий), а также на использование процедур автоматического (компьютерного, безбумажного) контроля. Однако это не означает полного исключения документальных ревизий и проверок, которые позволяют лучше синхронизировать документальные и безбумажные проверки, что существенно повысит общую эффективность систем контроля в целом.

В рамках приведенной на рис. 5.29 схемы контроля ПВП рассмотрим взаимодействие двух

контуров контроля - тестирования и документальных проверок.

Традиционно система контроля множества ПВП вышестоящей организацией организована таким образом, что ежегодные планы ревизий составлялись ВСП и затем реализовывались выездными проверками на месте (в ПВП).

Основная проблема такой системы заключается в том, что ВСП имеет возможность проверить в течение планового периода ограниченное количество ПВП (около 10%) [125]. К тому же в процессе составления плана проверок, как правило, отсутствует достоверная априорная информация о потенциальном ущербе на тех или иных ПВП. А это не дает оснований считать, что составляемый план проверок будет оптимальным, т.е. сможет обеспечить максимально возможный положительный эффект от ревизий для всего множества ПВП в целом.

Совместное использование средств предварительного (на основе тестирования) и последующего контроля (на основе документальных ревизий) призвано дать синергетический эффект систем контроля ПВП, а значит и способствовать более эффективному функционированию подразделений.

Для выявления такого эффекта выполнен имитационный эксперимент на основе моделирования (в среде *MS Excel*) процессов планирования проверок в двухуровневой системе ВСП-ПВП.

Подходы к планированию проверок по данным тестирования ПВП

Объединение показателей риска и эффективности в единый интегральный показатель. Основное целевое назначение ключевых показателей контроля (КПК), как композиции ключевых показателей риска (КПР) и ключевых показателей эффективности (КПЭ) СВК, состоит в следующем:

1. *Ведение мониторинга состояния готовности* подразделений к выполнению своей операционной деятельности как на уровне каждой ПВП, так и на уровне ВСП в целом. При этом наиболее важной частной задачей мониторинга является ранжирование всей совокупности ПВП для выявления наиболее критичных из них для принятия мер по улучшению ситуации.

2. *Планирование и реализация проверок* (ревизий) подведомственных подразделений. Традиционное планирование ревизий не учитывает ранжировку ПВП по значениям их КПК или других аналогичных показателей, что не дает строгих оснований для применения механизма адресных проверок наименее эффективных ПВП.

Основной предпосылкой построения единого интегрального показателя состояния СВК ПВП по результатам тестирования рисков (R-тестирования) и тестирования показателей состояния СВК (S-тестирование) является возможность получения по каждой из этих двух групп тестов единственной числовой оценки - КПК.

В идеальном случае в информационной системе организации должна существовать возможность адаптивно выбирать оптимальный для той или иной ситуации метод свертки частных показателей. Ниже приведен метод свертки, основанный на упрощенной (в вычислительном плане) модификации *метода идеальной точки*.

Приведем технологию объединения двух оценок, отражающих две стороны работы ПВП (риск и состояние СВК, т.е. КПР и КПЭ), в единую интегральную оценку W_k (КПК) состояния внутреннего контроля и аудита в k -ой ПВП.

Все три вида оценок (КПР, КПЭ и КПК) нормированы и могут принимать значения в интервале от 0 до 1. Для удобства интерпретации оценок здесь используем вместо показателя L_k , отражающего риск, его дополнение до единицы, т.е. $U_k = 1 - L_k$, что имеет смысл *безрисковости*.

Каждой ПВП соответствует пара значений $(U_k; V_k)$, т.е. КПР и КПЭ, которую можно отобразить в виде точки (рис. 5.30) на плоскости $(U; V)$ в квадрате с вершинами $[(1;1), (1;0), (0;1), (0;0)]$. Если для «эффективной» ПВП, имеющей минимальные риски операционной деятельности, $L_k = 0$, то для нее же $U_k = 1$. Для «эффективной» ПВП показатель состояния СВК также должен быть максимально близок к единице, т.е. в идеальном случае $V_k = 1$. Таким образом, «идеально эффективной» ПВП будет соответствовать точка $(1;1)$ в координатах $(u; v)$. Антиподом «эффективной» ПВП будет, соответственно, ПВП, обладающая парой показателей

(0;0), т.е. имеющая очень большие риски операционной деятельности и при этом слабую СВК (или ее отсутствие).

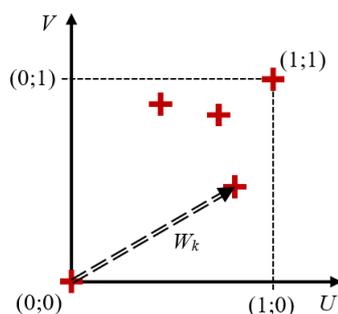


Рисунок 5.30 - Интегральный показатель состояния ВК в ПВП

Введем в качестве единого интегрального показателя состояния СВК ПВП расстояние (т.е. длину вектора) от точки (0;0) до точки $(U_k; V_k)$, значение этой меры вычисляется по формуле:

$$W_k = \sqrt{U_k^2 + V_k^2}. \quad (5.13)$$

Задачи анализа. Цель планирования на уровне ВСП заключается в том, чтобы на предстоящий плановый период (как правило, это очередной календарный год) выбрать те ПВП, которые следует включить в перечень проверяемых. Конечно возможны внеплановые проверки ПВП вышестоящей организацией, годовой план может корректироваться и пересматриваться в силу различных обстоятельств. Однако все это не окажет сколько-нибудь существенного влияния на алгоритм и результаты приведенного далее исследования.

Система мониторинга ключевых показателей контроля (КПК) всех ПВП позволяет оценить состояние собственных систем внутреннего контроля (СВК) по обеспечению ими эффективной операционной деятельности (представлено ключевыми показателями эффективности - КПЭ), а также текущему значению среднего уровня риска в сфере операционной деятельности в ПВП (представлено ключевыми показателями риска - КПР). Варианты объединения КПЭ и КПР в единый КПК приведены в предыдущих разделах работы.

Таким образом, *задача исследования* заключается в том, чтобы определить, существует ли возможность повышения эффективности операционной деятельности подведомственными организациями за счет использования данных (результатов) системы мониторинга ПВП (оценок КПК по результатам тестирования) при планировании вышестоящей организацией проверок в ПВП.

Здесь под эффективностью операционной деятельности будем понимать минимизацию потенциального ущерба от нарушений в ПВП.

Элементы и предпосылки анализа. При реализации операционной деятельности в любой ПВП персоналом допускаются нарушения, обусловленные самыми разными причинами, в том числе:

- недостаточной квалификацией;
- случайными ошибками;
- превышением полномочий;
- сбоями компьютерной техники и т.п.

Нарушения могут приводить к чисто техническим погрешностям функционирования организации или иметь прямые операционные последствия в форме ущерба.

Последствия нарушений могут быть явными (очевидными) или скрытыми (преднамеренно или случайно). Явные последствия могут быть исправлены, а скрытые проявляются опосредованно - позже (например, при выполнении задач ликвидации пожаров) или только при проверках. Некоторые негативные последствия нарушений могут не проявиться никогда, приводя, тем не менее, к ущербу.

Таким образом, нарушения, а значит и ущерб при выполнении операционной деятельности является объективной реальностью, существующей в любой организации.

При этом основным является вопрос о том, большой или незначительный ущерб, приемлемый его уровень или нет. Размер приемлемого уровня ущерба является величиной относительной и в реальной действительности складывается как динамическое равновесие между взаимодействием (противоборством) позитивных и негативных факторов.

В числе негативных факторов (приводящих к увеличению ущерба) относятся:

- недостаточная квалификация персонала;
 - превышение полномочий должностными лицами;
 - случайные ошибки при выполнении организационных процедур;
 - неэффективность (или ошибочность) принимаемых управленческих решений;
 - сбои в работе программного обеспечения и компьютерной техники и др.
- К позитивным факторам, снижающим долю возможных ошибок (нарушений, а значит - ущерба) относятся:
- встроенные в управленческие оргпроцедуры (информационных систем или операционных процедур), средства проверки, аутентификации, фильтрации, напоминания, подсказок и т. п. элементы, выполняющие функции защиты от «дурака» или от злого умысла;
 - проверки, выполняемые внешними вневедомственными организациями, которые, проводя полную или частичную проверку деятельности и учетной документации, выявляют нарушения, квалифицируют их, оценивают нанесенный ущерб и дают рекомендации для дальнейшего недопущения снижения эффективности операционной деятельности;
 - внутренний контроль, выполняемый силами самой организации (подразделения) и направленный на минимизацию количества нарушений и их негативных последствий;
 - мониторинг потенциальных нарушений в ПВП, проводимый вышестоящей организацией.

Равновесие между этими двумя группами факторов зависит от того, насколько «мощным» является поток нарушений и насколько действенны инструменты предотвращения самих нарушений и/или их негативных последствий, приводящих к ущербу.

Задача оценивания потенциального ущерба является достаточно сложной и можно говорить лишь о точности или грубости значений оценок ущерба, полученных тем или иным способом. В данной работе будем считать, что величина ущерба определяется по результатам ревизий, выполняемых вышестоящей организацией в своих ПВП.

В качестве *предпосылок и допущений*, используемых в дальнейшем анализе, построенном в контексте структуры ГПС МЧС РФ, отметим следующие:

- проверка, выполняемая ревизионной группой ВСП в ПВП, выявляет *все нарушения*, приводящие к ущербу при реализации операционной деятельности ПВП, что снижает потенциальный ущерб до приемлемого минимума;
- если проверка не проводится в ПВП, то «должное» количество нарушений (а значит и соответствующий ущерб), как равновесное значение (от воздействия негативных и позитивных факторов) непременно произойдет;
- объем возможных нарушений, обусловленный негативными факторами, в ПВП порождает соответствующий ущерб от пожара, измеряемый всеми видами возможного ущерба [61]. Как показано в главе 1 и в [123, 124], величина ущерба статистически (с помощью линейных уравнений регрессии) связана с параметрами реагирования подразделений, в частности, с временем прибытия первого пожарного подразделения, а значит величина ущерба может быть представлена аналогичным распределением, в частности экспоненциальным. Из числа видов ущерба в работе рассматриваются такие, как величина прямого материального ущерба (u), количество погибших людей (R_2) и количество травмированных людей (Q_2). Здесь предполагается, что согласно федеральным и местным нормативным правовым актам эти потери компенсируются из бюджета. При этом если позитивные факторы в ПВП не действуют (нет СВК, не проводятся внешние проверки), то эти нарушения непременно случаются (с вероятностью $p_k = 1$, где p_k - это вероятность наступления рискованных событий в k -ом ПВП). позитивные факторы снижают средний (ожидаемый) ущерб;

- в работе значения параметров множества ПВП, выбраны близкими к реальным для регионального уровня, в частности следующими:

- количество ПВП (например, пожарных частей региона) $K = 300$;
- с учетом статистических данных [297] о величине ущерба в регионах (см. табл. п.1.3 приложения 1) величина ущерба представлена дискретным вариантом экспоненциального распределения $f(t) = \lambda e^{-\lambda t}$, где λ - параметр распределения, который для среднего значения интегрального ущерба $t_{cp} = 10 = \frac{1}{\lambda}$ соответствует значению $\lambda = \frac{1}{t_{cp}} = 0,1$. Тогда в процессе моделирования будет сгенерирована для каждого ПВП своя случайная величина ущерба B_k ;

- затраты на проведение проверки в ПВП полагаем не зависящими от ПВП, но для исследования различных вариантов планирования контроля будем варьировать величину затрат в следующем диапазоне: $z \in [0,1; 5]$ млн. руб.

С учетом сделанных обозначений и предпосылок решение задачи выбора плана проверок ПВП можно искать как компромисс между двумя крайностями:

1. Если не проводить проверок вовсе, то ущерб по всему множеству ПВП определится как средний ущерб, обусловленный исключительно воздействием негативных факторов и составит величину $b = \sum_{k=1}^K B_k p_k$.

2. Если использовать все возможные средства борьбы с нарушениями без ограничений ресурсов, то это может обеспечить $p_k = 0$, а значит ущерб по всему множеству ПВП будет сведен к нулю.

Обе эти крайности на практике маловероятны, т.к. средства на проверки не могут быть безграничными.

Поэтому интуитивно понятно, что обе крайности приводят к существенному ущербу для бюджета, а значит можно предполагать, что существует некоторое промежуточное значение как компромисс между двумя крайностями, которое можно трактовать и как некую точку безубыточности системы контроля, которая обеспечивает минимум упомянутых двух источников издержек: ущерба от нарушений и затрат на проведение проверок.

Примечание. Искомый компромисс имеет аналогии и в других сферах науки, в частности таковым, на наш взгляд, является принцип неопределенности В. Гейзенберга (предложен в 1927 г.) в квантовой механике. Он устанавливает предел точности одновременного определения пары характеристик квантовых объектов, например, координаты и импульса и т.п. В частности, принцип неопределенности может звучать так: *чем точнее измеряется одна характеристика частицы, тем менее точно можно измерить вторую*. Это означает, что при изучении квантовых объектов возможен лишь компромисс между этими двумя крайностями. Аналогичная ситуация возникает и в контексте рассматриваемых задач управления. Это риск и операционная (боевая) эффективность (отделения, караула, ПСЧ, гарнизона, и др.). Риск здесь отражает степень неопределенности показателей эффективности (со временем обычно происходит дрейф математического ожидания показателя эффективности и увеличение дисперсии его оценки). Тесты снимают эту неопределенность, выдавая текущие значения показателей эффективности. При этом можно выделить две крайности:

1. для минимизации риска можно проводить постоянное тестирование СиС, что даст максимально достоверную информацию о текущем значении показателя, но это будет требовать и постоянных издержек на тестирование и оценивание;

2. не проводить тестирование, что сэкономит средства, но приведет к высокой неопределенности в текущих значениях эффективности (что могут выявить эпизодические контрольные проверки или реальные боевые действия).

Ущерб от пожара в подведомственном регионе имеет свои значения, которые и следует сравнивать с затратами на тестирование подразделений. При этом можно найти оптимальное (компромиссное) значение необходимых регулярных проверок.

Основные искомые параметры оптимального плана проверок. Для множества ПВП по известным среднестатистическим параметрам нарушений, а также по данным мониторинга

ключевых показателей контроля (КПК) ПВП, необходимо определить:

- сколько ПВП следует проверять;
- какие именно ПВП включать в план проверок;
- какой будет величина ожидаемого ущерба с учетом выполнения запланированных проверок.

Схема анализа. Анализ включает такие два основных элемента как моделирование вариантов планирования проверок и выбор наилучшего плана. Рассмотрим каждый из них.

Схема моделирования. Поскольку поставленная задача, даже при всех принятых допущениях, имеет много параметров, существенно влияющих на ее решение, рассмотрим три структурно различных варианта (стратегии) планирования. Общая схема решения задачи для произвольной стратегии планирования представлена на рис. 5.31.



Рисунок 5.31. Схема моделирования варианта планирования проверок ПВП

На схеме представлены основные функциональные блоки, параметры и показатели эффективности плана проверок. Кратко поясним их смысловое содержание:

K - количество ПВП;

λ - параметр распределения ПВП по величине ущерба;

d - доля ущерба от спасаемого имущества;

$\{B_k\}$ - множество значений ущерба всех ПВП, где k - номер ПВП;

$\{b_k\}$ - множество значений ущербов для всех ПВП;

$\{W_k^j\}$ - множество значений (по всем ПВП) ключевых показателей контроля (КПК), вычисленных по ключевым показателям риска (КПР), т.е. показателям безрисковости U , а также по ключевым показателям эффективности (КПЭ), т.е. показателям качества работы СВК ПВП V ; j - номер вариации параметра Δw ; вариация параметра - это величина интервала, в котором могут лежать значения показателя КПК;

$\{p_k^j\}$ - множество значений (по всем ПВП) обобщенного риска, как вероятности получения соответствующих ущербов $\{b_k\}$; j - также номер вариации параметра Δw ;

$\{\Delta w(\Delta U, \Delta V)\}$ - совокупность параметрических вариаций КПК (и соответственно - КПР и КПЭ) для исследования влияния результатов тестирования ПВП на показатели эффективности планирования проверок; поскольку частные показатели U и V для каждой ПВП могут принимать значения на интервале от 0 до 1, то для исследования были рассмотрены 10 вариантов областей расположения точек в координатах (U, V) , каждый из вариантов - это квадрат со сторонами размером: 1; 0,9; 0,8; 0,7; 0,6; 0,5; 0,4; 0,3; 0,2; 0,1, центры которых расположены на биссектрисе координат (U, V) ; напомним, что идеальной ПВП соответствует точка с координатами (1; 1);

$\{c\}$ - совокупность значений издержек на одну проверку, варьируемых как различные варианты; в процессе моделирования рассматривался следующий ряд из 10-ти вариантов возможных издержек (в млн. руб.): 0,1; 0,3; 0,5; 0,7; 0,9; 1,2; 1,7; 2,5; 3,5; 5;

$\{k^*\}$ - один из результатов решения задачи оптимального планирования проверок -

совокупность номеров ПВП, которые следует включить в план проверок, чтобы обеспечить минимум совокупных издержек (ущерба и затрат на проверки); здесь символом (*) отмечена оптимальность элемента;

n^* - оптимальное количество проверок, которое следует провести, чтобы обеспечить минимум совокупных издержек, при этом конкретные номера ПВП содержатся в $\{k^*\}$;

b^* - оптимальное (минимальное) значение совокупных издержек, которое не будет (в среднем) превышено при реализации оптимального плана проверок (совокупности проверяемых ПВП $\{k^*\}$).

Общая схема поиска решения задачи оптимального планирования, применяемая в настоящей работе, заключается в том, чтобы путем варьирования независимых (входных) переменных ($\{k\}$ и n), обеспечить минимальное значение целевого показателя b . При этом естественно предположить, что существует неявная и непредставимая в аналитической форме зависимость целевого показателя от независимых переменных $b(\{k\}, n)$. Тогда, в общем виде оптимизационная задача примет вид:

$$(\{k^*\}, n^*) = \arg \min_{\{k\}, n} b(\{k\}, n), \quad (5.14)$$

где

$$b^* = b(\{k^*\}, n^*). \quad (5.15)$$

Поскольку в данной задаче отсутствует явная функциональная связь целевого показателя с входными переменными, то она не может быть решена ни одним из существующих методов нелинейной оптимизации. Поэтому воспользуемся для решения задачи комбинированным методом с использованием эвристических приемов и перебора вариантов решений.

Варианты планирования проверок. Среди вариантов организации процедуры отбора ПВП в совокупность $\{k^*\}$, выделим следующие три, структурно отличные плана:

План 1. Он отражает традиционную систему планирования проверок большинством ВСП, существующую практически во всех ВСП. В этом случае план формируется, исходя из имеющегося ресурса службы проверок ВСП. Если считать, что персонал ревизоров позволяет провести n проверок, то для проверки выбирается n ПВП из общего списка, практически, случайным образом (например, по алфавиту следующий пул после прошлогоднего плана). Этот вариант планирования не требует какой-либо априорной информации о ПВП и определяется только ресурсом ревизионных служб ВСП. Этот вариант построения плана проверок будем называть «Детерминированным планом проверок ПВП».

План 2. Он отличается от предыдущего тем, что количество проверок n не фиксировано, а из списка ПВП в первую очередь отбираются ПВП, имеющие наихудшие средние значения интегральных показателей ущерба (u, R_2, Q_2). Показатели, по которым выбираются ПВП для проверки могут быть и другие, например, среднее время прибытия на пожар. При таком подходе планирование проверок может выполняться и без учета результатов тестирования (оценивания КПК) ПВП. Этот вариант построения плана проверок будем называть «Планом проверок, построенным с учетом показателей ПВП».

План 3. В этой системе планирования количество проверок n не фиксировано, целевым показателем является величина средних совокупных издержек (ущерба и затрат на выполнение проверок). Этот вариант построения плана проверок будем называть «Планом проверок, построенным на основании результатов тестирования ПВП».

Рассмотрим этапы решения задачи и приведем основные результаты на основе Плана 3.

Анализ плана проверок, построенного на основании результатов тестирования ПВП.

Распределение по экспоненциальному закону размеров совокупного ущерба, включающего прямой материальный ущерб (u) и компенсацию (в размере 1 млн. руб. [87]) за одного погибшего (R_2), представлено на рис. 5.32, где правый ряд колонок диаграммы отражает теоретическое распределение, а левый ряд - эмпирическое распределение, построенное по сгенерированным данным для всего множества имитируемых ПВП ($k = 300$). Фрагмент сгенерированного бюджета для множества ПВП и вычисленного по нему ожидаемого ущерба приведен в табл. 5.13.

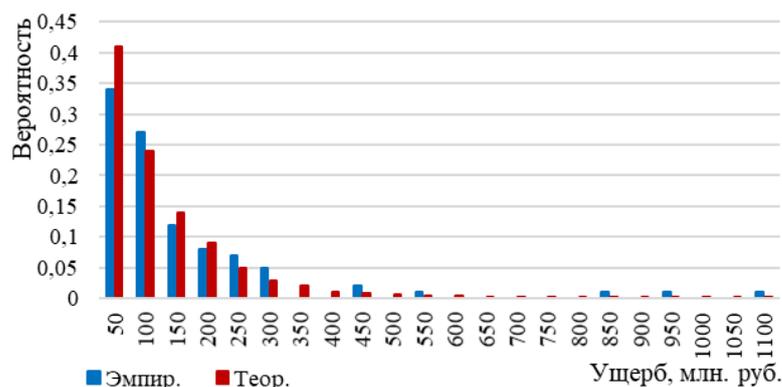


Рисунок 5.32 - Распределение величины ущерба по ПВП

Таблица 5.13 - Фрагмент выборки ущербов по ПВП

№ ПВП	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Ущерб, млн. руб.	125	410	93	5	65	368	75	46	149	75

Для генерации выполнена аппроксимация (методом наименьших квадратов) статистических данных об интегральном ущербе от пожаров в регионах РФ (табл. П.1.3 в приложении 1) дискретным экспоненциальным распределением, непрерывный аналог плотности которого имеет вид $f(t) = \lambda e^{-\lambda t}$, а интегральный закон распределения - $F(t) = 1 - e^{-\lambda t}$, обратная функция для которого имеет вид: $t = \frac{1}{\lambda} \ln(1 - F)$. Случайные значения ущерба были сгенерированы с помощью данной обратной функции.

Значения частных показателей U и V , полученных (сымитированных) по данным тестирования всех ПВП, приведены в табл. 5.14 (фрагмент).

Таблица 5.14 - Значения частных показателей ПВП

j	1		4		5		9		10	
	1		0,7		0,6		0,2		0,1	
№ ПВП	U	V	U	V	U	V	U	V	U	V
1	0,13	0,38	0,45	0,79	0,42	0,5	0,93	0,93	0,99	0,93
2	0,86	0,68	0,62	0,79	0,98	0,78	1	0,81	0,96	0,93
3	0,2	0,05	0,74	0,94	0,45	0,95	0,82	0,94	0,93	0,98
4	0,55	0,55	0,42	0,79	0,74	0,77	1	0,87	0,92	0,96
5	0,82	0,42	0,87	0,88	0,84	0,64	0,88	0,97	0,94	0,92
6	0,14	0,5	0,87	0,5	0,62	0,52	0,88	0,95	0,99	0,95
7	0,03	0,58	0,73	0,77	0,47	0,7	1	0,89	0,94	1
8	0,24	0,83	0,97	0,64	0,48	0,42	0,93	0,81	0,93	0,99
9	0,31	0,63	0,99	0,8	0,99	0,77	0,94	0,97	0,95	0,9
10	0,33	0,97	0,99	0,42	0,65	0,41	0,86	0,96	0,9	0,92
...
300	0,09	0,39	0,42	0,79	0,46	0,89	0,88	0,8	0,95	0,97

Значения U и V задают координаты двух частных показателей для каждой ПВП на плоскости (в пределах единичного квадрата). При этом параметром Δw задается размер кластера точек, соответствующих показателям ПВП. Совокупность точек ПВП (из числа рассматриваемых), расположенных наиболее компактно, соответствует значению $\Delta w = 0,1$, а распределенных по всему единичному квадрату соответствует значению параметра рассеяния кластера $\Delta w = 1$. Два кластера точек ПВП (из общего числа десяти моделируемых), соответственно для $\Delta w = 0,7$ и $\Delta w = 0,2$ (выделены в табл. 5.14 жирным шрифтом), приведены на рис. 5.33 и рис. 5.34.

Поскольку идеальной точкой, соответствующей ПВП с наилучшими характеристиками

(полная операционная безрисковость и идеальная работа СВК), является точка с координатами (1; 1), то чем ближе к ней расположен кластер и чем более он компактный, тем лучше ситуация по всем ПВП, т.е. имеет место меньший интегральный риск ущерба.

В качестве меры интегрального риска для каждого ПВП используется нормированное (т.е. приведенное к интервалу [0; 1]) расстояние от точки ПВП до идеальной точки (1; 1). Таким образом, если ПВП становится идеальной, то ее интегральный бюджетный риск становится нулевым. И наоборот - если точка ПВП совпадает с началом координат (0; 0), то с единичной вероятностью ПВП понесет ущерб в полном объеме. Фрагмент выборки данных, отражающих интегральные риски, приведен в табл. 5.15.

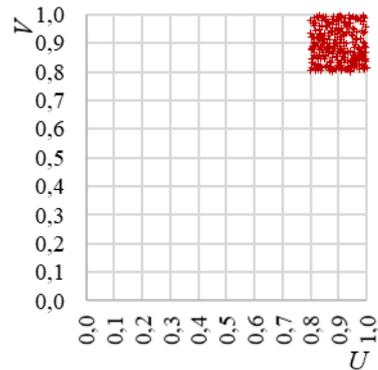
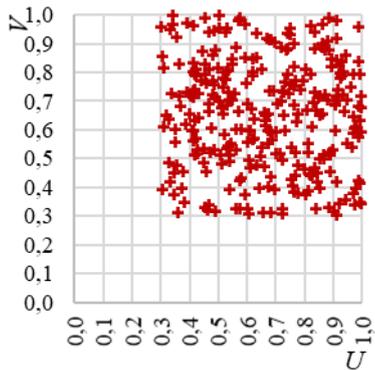


Рисунок 5.33 - Показатели ПВП для $\Delta w = 0,7$ Рисунок 5.34 - Показатели ПВП для $\Delta w = 0,2$

Таблица 5.15 - Фрагмент таблицы интегральных рисков ущерба ПВП

j	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Δw_j	1	0,9	0,8	0,7	0,6	0,5	0,4	0,3	0,2	0,1
p_j	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8	p_9	p_{10}
1	0,71	0,43	0,73	0,35	0,54	0,15	0,38	0,16	0,07	0,04
2	0,23	0,28	0,54	0,29	0,12	0,18	0,25	0,1	0,09	0,06
3	0,85	0,62	0,37	0,16	0,26	0,16	0,33	0,17	0,12	0,04
4	0,45	0,71	0,11	0,36	0,25	0,12	0,18	0,09	0,06	0,06
5	0,35	0,57	0,43	0,13	0,26	0,28	0,33	0,14	0,07	0,07
6	0,63	0,67	0,23	0,29	0,43	0,37	0,16	0,1	0,08	0,03
7	0,59	0,6	0,6	0,25	0,4	0,07	0,09	0,17	0,06	0,03
8	0,39	0,54	0,31	0,18	0,55	0,27	0,27	0,13	0,13	0,04
9	0,5	0,34	0,19	0,1	0,12	0,19	0,29	0,19	0,05	0,07
10	0,27	0,29	0,39	0,24	0,46	0,32	0,14	0,16	0,09	0,09
...
300	0,72	0,24	0,31	0,37	0,29	0,2	0,07	0,09	0,16	0,04

Важность данных об интегральных рисках каждой из ПВП заключается в том, что, зная величину потенциального (максимально возможного) ущерба, можно определить величину ожидаемого ущерба (с учетом интегрального риска ПВП). Величина ожидаемого (среднего) ущерба определяется как

$$b_k = b_k^0 p_k, \quad (5.16)$$

где b_k^0 - максимально возможный ущерб для k -го ПВП; p_k - интегральный риск k -го ПВП (здесь опущен верхний индекс принадлежности величины риска к j -ому диапазону вариации Δw_j).

В рамках рассматриваемой схемы построения плана проверок необходимо выполнить следующую последовательность шагов алгоритма поиска оптимального количества проверок n^* и состава проверяемых ПВП $\{k^*\}$:

Шаг 1. Все ПВП следует упорядочить (ранжировать, т.е. присвоить им ранги от 1 до 300)

по убыванию их ожидаемого ущерба b_k . Ожидаемый ущерб по всей совокупности ПВП составит:

$$b^K = \sum_{k=1}^K b_k. \quad (5.17)$$

Шаг 2. Для включения в план проверок следует отбирать ПВП из ранжированных слева направо, т.е. ПВП, имеющие наибольшие значения ожидаемого ущерба или ранги от 1 по n включительно. При этом (как отмечалось выше в предпосылках) предполагается, что ревизии вскроют все нарушения в проверяемых ПВП и ожидаемый в них ущерб станет минимальным (в модели, без потери общности, он принят нулевым), а значит оставшийся (по всему множеству ПВП) ожидаемый ущерб составит:

$$b^{K-n} = \sum_{k=n+1}^K b_k = b^K - \sum_{k=1}^n b_k. \quad (5.18)$$

Т.е. отбор n наиболее ущербноопасных (из всей совокупности) ПВП и проведение в них проверок максимально снизит совокупный ущерб всего множества ПВП. В случае нарушения предпосылок о полном выявлении нарушений (и нулевом при этом ущербе) в алгоритме (в выражении (5.18)) может быть учтен и минимально достижимый уровень ущерба. Это можно выполнить по статистическим данным наиболее эффективных подразделений. Однако, при моделировании этот уровень, без потери общности, принят нулевым.

Шаг 3. Определяются общие издержки, связанные с проведением проверок в n наиболее ущербноопасных ПВП. Общие издержки при проведении проверок в n ПВП складываются из двух составляющих:

- ожидаемый по всему множеству ПВП ущерб после проверки n наиболее ущербноопасных ПВП (b^{K-n});

- затраты на проведение n проверок стоимостью c каждая (cn).

Таким образом, общие издержки при проведении n проверок составят:

$$z(n) = b^K - \sum_{k=1}^n b_k + cn. \quad (5.19)$$

Шаг 4. Для функции $z(n)$ найти оптимальное значение n^* , обеспечивающее минимальное значение общих издержек z^* . При этом в оптимальный план проверок $\{k^*\}$ войдут первые n^* ПВП из ряда ПВП, ранжированных по убыванию ожидаемого ущерба.

Модельный пример

Этот алгоритм был реализован на модельных данных для различных сочетаний значений варьируемых параметров Δw и c . По каждому из них проварьированы 10 значений, т.е. было построено 100 вариантов оптимальных планов проверок множества ПВП. Вариации параметров были приняты следующими:

- размер и расположения кластеров результатов тестирования ПВП (Δw), соответствующие им координаты точек (U и V) принимали значения: 1; 0,9; 0,8; 0,7; 0,6; 0,5; 0,4; 0,3; 0,2; 0,1. Это означает, что U и V при моделировании результатов тестирования ПВП генерировались как случайные величины, равномерно распределенные соответственно на интервалах: [0; 1], [0,1; 1], [0,2; 1], [0,3; 1], [0,4; 1], [0,5; 1], [0,6; 1], [0,7; 1], [0,8; 1], [0,9; 1];

- средние издержки проведения одной проверки (c) варьировались на следующих уровнях (в млн. руб.): 0,1; 0,3; 0,5; 0,7; 0,9; 1,2; 1,7; 2,5; 3,5; 5.

Так для варианта построения плана, в котором $\Delta w = 0,5$, $c = 1,2$, графическое представление результатов расчетов по всем шагам алгоритма приведено на рис. 5.35.

На графике оптимальное решение отмечено символом (*).

Для данного варианта параметров имеем планирование, в котором:

А. В результате тестирования всех ПВП значения их показателей тестирования (безрисковость и качество СВК ПВП) расположены в правой верхней области (со стороной $w=0,5$) единичного квадрата.

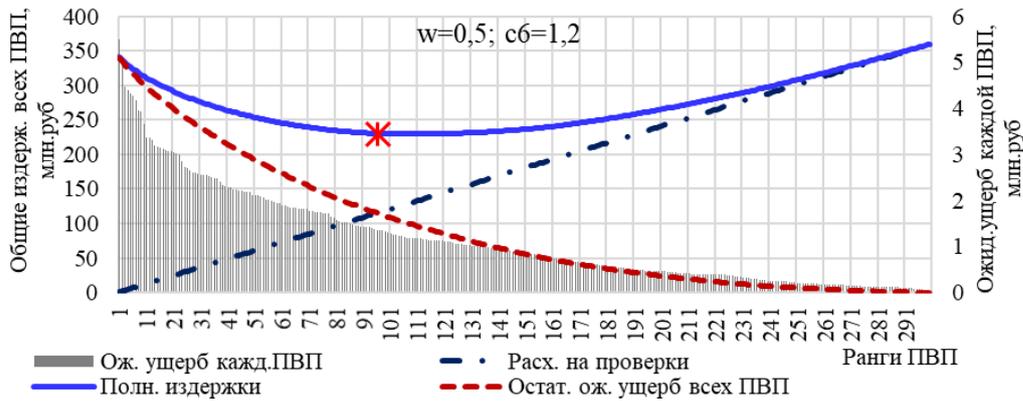


Рисунок 5.35 - Расчетные показатели плана проверок для параметров $w=0,5$, $c=1,2$

Б. Затраты на проведение одной проверки в среднем составляют $c=1,2$ млн. руб.

Оптимальные значения плана проверок будут следующими:

1. Количество проверок, которые следует выполнить, $n^* = 95$.
2. При этом средние совокупные издержки по всему множеству ПВП, включающие ожидаемый ущерб (ПВП, оставшихся непроверенными) и затраты на проверки запланированных ПВП, составят $z^* = 230,5$ млн. руб.

3. Перечень ПВП, входящих в число проверяемых, $\{k^*\}$, должен включать те, которые приведены в табл. 5.16, где они расположены в порядке убывания ожидаемого ущерба.

Таблица 5.16 - Оптимальный перечень ПВП, запланированных к проверке

Ранг ПВП	№ ПВП								
1	199	20	194	39	228	58	280	77	224
2	207	21	153	40	213	59	127	78	48
3	227	22	103	41	63	60	30	79	91
4	135	23	145	42	19	61	172	80	236
5	119	24	179	43	266	62	57	81	133
6	200	25	69	44	138	63	72	82	58
7	81	26	216	45	73	64	89	83	32
8	109	27	244	46	268	65	41	84	56
9	29	28	60	47	111	66	94	85	162
10	105	29	115	48	37	67	258	86	17
11	300	30	292	49	260	68	134	87	220
12	137	31	243	50	33	69	13	88	276
13	278	32	279	51	110	70	161	89	120
14	5	33	225	52	151	71	23	90	270
15	160	34	193	53	152	72	99	91	18
16	262	35	11	54	20	73	173	92	87
17	76	36	31	55	288	74	129	93	294
18	79	37	114	56	259	75	184	94	101
19	295	38	121	57	208	76	203	95	4

По аналогичной схеме выполнены расчеты и для остальных вариантов сочетаний варьируемых параметров. Результаты этих расчетов приведены в табл. 5.17 и 5.18, соответственно для оптимального количества проверок n^* и минимальных совокупных издержек z^* . Оптимальные перечни ПВП $\{k^*\}$ здесь не приводятся, т.к. они однозначно определяются количеством проверяемых ПВП n^* .

В таблицах выделены серым маркером ячейки, соответствующие подробно описанному выше варианту оптимального плана проверок, жирным шрифтом выделены те варианты, которые

используются для дальнейшего построения нелинейных параметрических регрессионных моделей. Первые колонки в таблицах (для $c = 0$) соответствуют ситуациям, когда проверки в ПВП не проводятся. В табл. 5.17 в этой колонке приведены значения ожидаемого ущерба без проведения проверок ПВП.

Таблица 5.17 - Параметрически оптимальное количество ПВП (n^*), запланированных к проверке

Δw	Средняя стоимость проверки (с)										
	0	0,1	0,3	0,5	0,7	0,9	1,2	1,7	2,5	3,5	5
1	0	300	263	236	217	191	162	130	82	58	18
0,9	0	300	267	234	213	193	163	134	94	61	25
0,8	0	300	262	221	209	182	153	119	69	39	17
0,7	0	300	250	205	190	170	137	102	65	23	11
0,6	0	300	234	208	169	146	118	78	43	19	8
0,5	0	300	232	176	157	140	95	76	29	9	0
0,4	0	300	200	166	119	98	74	42	19	4	0
0,3	0	270	195	150	119	81	57	20	3	0	0
0,2	0	230	145	94	68	43	23	7	0	0	0
0,1	0	173	62	24	10	2	0	0	0	0	0

Таблица 5.18 - Значения минимальных совокупных издержек (z^* , млн. руб.), соответствующие параметрически оптимальным планам проверок ПВП

Δw	Средняя стоимость проверки (с)										
	0	0,1	0,3	0,5	0,7	0,9	1,2	1,7	2,5	3,5	5
1	620	30	87	139	186	230	284	360	453	526	584
0,9	648	30	87	139	186	230	286	364	456	534	602
0,8	552	30	86	136	180	220	273	345	421	476	521
0,7	476	30	85	132	173	210	258	321	390	436	462
0,6	413	30	83	129	169	202	244	298	351	384	401
0,5	345	30	81	125	160	191	230	274	316	336	344
0,4	275	30	80	119	151	175	202	234	260	273	276
0,3	224	29	77	114	142	164	188	212	221	224	226
0,2	153	28	70	98	117	130	141	149	153	154	155
0,1	71	25	52	64	68	70	71	71	72	73	75

Параметрические зависимости показателей n^* и z^* от параметров Δw и c , построенные по результатам имитационного моделирования, отображены на графиках, приведенных на рис. 5.36 и 5.37.

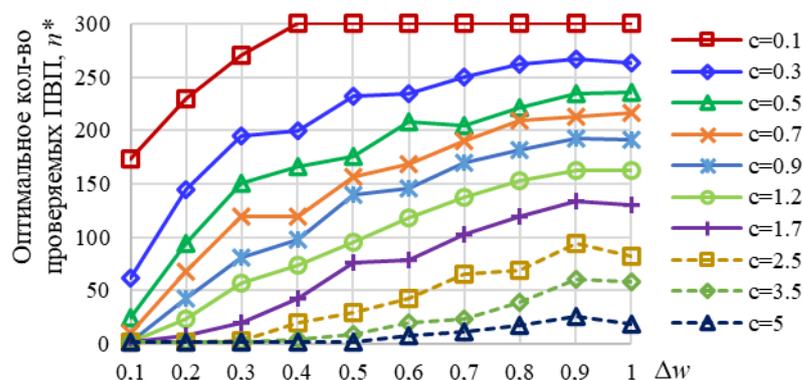


Рисунок 5.36 - Параметрические зависимости $n^*(\Delta w, c)$

На основании полученных результатов построены две нелинейные регрессионные модели, отражающие параметрические зависимости количества проверяемых ПВП $n^*(\Delta w, c)$ и совокупных издержек $z^*(\Delta w, c)$, которые имеют достаточно высокие показатели их адекватности выборкам, приведенным в табл. 5.17 и 5.18 (элементы, выделенные жирным шрифтом):

$$n^* = 117 + 568\Delta w - 228c - 534\Delta w^2 + 66,3c^2 - 8,32\Delta wc + 217\Delta w^3 - 6,53c^3, \quad (5.20)$$

$$z^* = -2,17 - 0,16\Delta w + 158c + 238\Delta w^2 - 54c^2 + 126\Delta wc - 231\Delta w^3 + 4,46c^3. \quad (5.21)$$

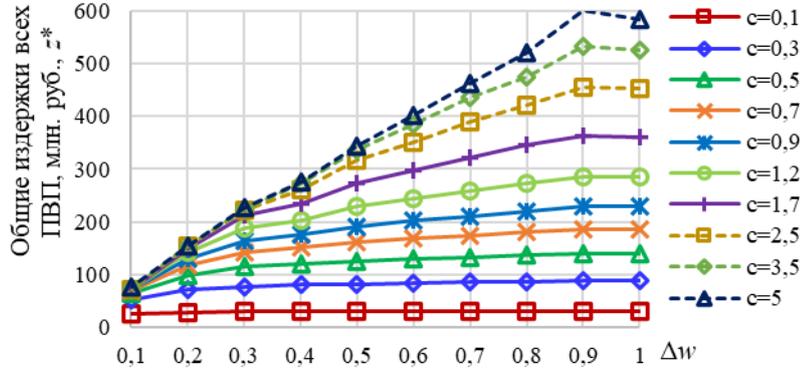


Рисунок 5.37. Параметрические зависимости $z^*(\Delta w, c)$

Обе модели имеют достаточно высокий коэффициент детерминации: для (5.20) $R^2 = 0,96$, а для (5.21) $R^2 = 0,99$. Средняя прогностическая погрешность этих моделей составляет соответственно 14% и 7%. Под прогностической погрешностью здесь имеется в виду абсолютная величина отклонения значений из табл. 5.17 и 5.18 от значений, полученных по формулам (5.20), (5.21). Заметим, что для аппроксимации полученных оптимальных решений задачи планирования проверок ПВП и представленных в табл. 5.17 и 5.18 были выбраны достаточно гладко связанные данные из центральных частей таблиц (крайние данные исключены) в связи с существенной нелинейностью на границах рассматриваемых параметрических диапазонов.

Полученные аналитические зависимости (5.20) и (5.21) отражают достаточно широкий диапазон варьирования входящих в них параметров и могут быть использованы для расчета оптимальных планов проверок при различных сочетаниях параметров Δw и c без проведения дополнительного моделирования.

Например, пусть в результате тестирования совокупности ПВП оказалось, что точки, соответствующие уровню безрисковости и качества СВК для каждой из множества ПВП расположены в кластере с размером стороны квадрата $\Delta w = 0,75$, а средняя стоимость (бюджет) одной проверки обходится в $c = 2,1$ млн. руб. Заметим, что такого сочетания параметров нет в табл. 5.17 и 5.18. Подстановка этих значений в (5.20) и (5.21) даст следующие результаты: $n^* = 75$; $z^* = 367$. А поскольку n^* однозначно определяет совокупность ПВП, включаемую в план проверок (строится по ранжированным ПВП), то для этих данных в совокупность $\{k^*\}$ номеров проверяемых ПВП войдут первые 75 ПВП из таблицы ранжированных ПВП, аналогичной табл. 5.16.

5.1.6. Инструментальные методы тестирования ПВП

5.1.6.1. Типовые процедуры экспертного оценивания при тестировании на уровне ПВП

Экспертные методы назначения весов частным показателям

Весовые коэффициенты (или просто - веса) очень широко применяются при построении различного рода интегральных показателей, критериев, целевых функций [38, 167, 365]. В контексте рассматриваемых в работе задач в большинстве случаев веса должны назначаться экспертами. При этом важно учитывать, что в процессе контроля (в рамках СВК) участвуют два уровня иерархической системы:

- верхний уровень представлен вышестоящим подразделением (ВСП) в лице, например,

регионального руководства МЧС РФ по отношению к подведомственным подразделениям (ПВП);

- второй уровень включает множество подведомственных подразделений (ПВП), например, в качестве которых могут быть муниципальные гарнизоны пожарной охраны (или напрямую - ПСЧ).

Поскольку СВК также (как и функциональные подразделения) имеет двухуровневую структуру, с функциями контроля, частично, но не полностью совпадающими на разных уровнях, то и важность тех или иных показателей для целей контроля на верхнем уровне и на нижнем могут быть различными. Таким образом, верхний уровень для собственных целей может формировать свои наборы весов, а нижний уровень - свои, тем самым акцентируя внимание на собственных локальных целях.

Однако техника и механизмы назначения надежных и корректных весов, максимально точно отражающих цели заинтересованных лиц, идентичны для обоих уровней иерархии управления.

Существует два основных подхода к назначению (определению, выявлению) информации о весовых предпочтениях в тех или иных объектах (в данном случае - показателей) [38, 167]:

- 1) непосредственное назначение веса каждому из объектов множества (обычно в нормированной шкале);

- 2) попарное сравнение объектов [165] из всего набора объектов с присвоением им относительных весов. При этом абсолютные веса вычисляются на основании относительных парных оценок (см. приложение 2). Использование парных сравнений позволяет получить гораздо более точные значения весов в сравнении с непосредственным назначением весов, хотя и требует более трудоемких процедур экспертизы.

Удобной формой получения данных от эксперта является матрица парных сравнений (МПС). В контексте данной работы МПС могут быть использованы применительно к объектам двух типов:

1. Показатели, как частные, входящие в состав тестов, заполняемых ПВП, так и обобщенные для отдельного ПВП или их групп.

2. ПВП, которые могут сравниваться между собой и/или ранжироваться, например, для последующего включения отстающих подразделений в план проверок.

Тесты, используемые для сбора данных о рисках (R-тесты) и эффективности работы СВК (S-тесты), достаточно разнообразны как по количеству входящих в них показателей, так и по их единицам измерения. Те тесты, которые имеют разнородные показатели, для корректности оценок следует разбивать на подгруппы, в рамках каждой из которых необходимо проводить экспертизу с последующим объединением полученных в группах оценок в рамках каждого теста. Тесты с однородными показателями могут быть обработаны без разбивки на группы.

В приложении 2 приведены основные процедуры экспертного оценивания, используемые в СВК.

5.1.6.2. Методы вычисления частных показателей

Группы показателей и тестов оценки эффективности ПВП

Анализ существующих подходов и методов оценки эффективности и надежности СВК позволил выделить две группы тестов и соответствующих им (входящим в них) показателей для оценки состояния внутреннего контроля в ПВП:

- 1) тесты и показатели для оценки *рисков в операционной деятельности* ПВП;

- 2) тесты и показатели для оценки *эффективности организации службы внутреннего контроля* в ПВП, которые отражают степень зрелости, полноту и результативность работы по внутреннему контролю в ПВП как администрации, с одной стороны, так и службы внутреннего контроля, с другой стороны.

Состав и количество тестов в каждой группе может варьироваться в зависимости от потребностей ПВП и ВСП. Здесь рассматривается одна из возможных реализаций совокупности

тестов для иллюстрации предлагаемого подхода к построению СВК в структуре ГПС.

Показатели *первой группы*, предназначенные для оценки уровней риска деятельности организации.

При оценке риска показатели группируются по некоторым признакам. В данной работе, имея в виду такую организацию, как МЧС, построены 20 тестов [125] (R_1, R_2, \dots, R_{20}) для мониторинга трех видов рисков (см. приложение 3):

1. Квалификационных рисков – 3 теста.
2. Организационных рисков – 8 тестов.
3. Операционных рисков – 9 тестов.

Тесты построены таким образом, что показатели, входящие в них, могут принимать только значения Да/Нет.

Эффективность деятельности подразделения (состояние) СВК в ПВП характеризуется совокупностью показателей, объединенных в *группы второй совокупности тестов* - по их смысловому содержанию, они представлены четырьмя тестами S_1, S_2, S_3, S_4 , также приведенными в приложении 3.

Методы вычисления частных показателей риска и эффективности

Вычисление показателя риска СВК ПВП. Тесты группы $R.1 - R.20$ (см. приложение 3) отражают степень значимости различных факторов риска снижения готовности в процессе деятельности подразделения (далее - R -тесты).

Тесты данной группы заполняются полномочными сотрудниками ПВП (экспертами) на основе их практического профессионального опыта либо на основании любой доступной фактической информации (документы, базы учетных данных, и т. п.). При этом учитываются три группы рисков:

1. Квалификационные риски ($GR.1$).
2. Организационные риски ($GR.2$).
3. Операционные риски, т.е. риски в сфере основной профильной деятельности ($GR.3$).

Значение единого показателя риска (ЕПР) формируется по всему множеству тестов мониторинга рисков (GGR) из отдельных показателей (r_{gi}), объединенных в тематические тесты ($R.1 - R.20$), которые, в свою очередь, объединены в группы направлений тестирования ($GR.1 - GR.3$), охватывающих основные риски деятельности ПВП. Данная иерархия тестов и их группировки представлены на рис. 5.38.

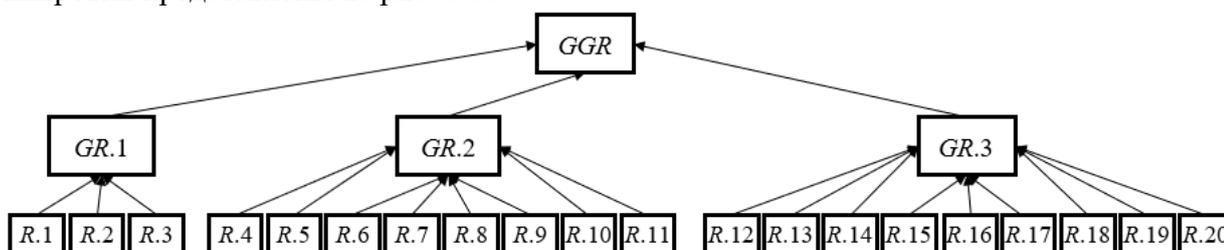


Рисунок 5.38 - Конфигурация тестов для вычисления ЕПР ПВП

На очередном шаге мониторинга СВК подведомственных организаций от каждой ПВП по каждому тесту поступает информация в виде, аналогичном представленному в табл. 5.19. При этом весовые коэффициенты (последняя колонка – «Веса ответов») по каждому тесту назначаются вышестоящей организацией (подразделением).

При обработке тестов $R.1 - R.20$ используются расчетные формулы, реализованные в составе АИУС для вычисления интегральных выходных показателей. Показатели вычисляются в соответствии с иерархией тестов (рис. 5.38) с разной степенью интеграции данных, что позволяет при анализе с большей точностью локализовать факторы риска.

В результате обработки данных R -тестов очередного шага мониторинга по совокупности иерархически связанных показателей для каждом k -ом ПВП получим свое значение показателя L_k , которое будет принимать значение в интервале от 0 до 1 и вычисляться по формуле:

$$L_k = \sum_{m=1}^M \tau_m \sum_{g=1}^G \alpha_g \sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} r_{gi}. \quad (5.22)$$

Здесь i – номер показателя в g -ом тесте; I_g – количество показателей (тестовых вопросов) в g -ом тесте; r_{gi} – значение ответа ПВП по i -ому показателю в g -ом тесте («Да» или «Нет», т.е. принимает значение 0 или 1); β_{gi} – весовой коэффициент i -ого показателя в g -ом тесте; G – число тестов в группе $GR.m$; α_g – весовой коэффициент g -ого теста в группе $GR.m$; τ_m – весовой коэффициент m -ой группы тестов $GR.m$; для всех весовых коэффициентов должно выполняться условие нормировки:

$$\sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} = 1; \quad \sum_{g=1}^G \alpha_g = 1; \quad \sum_{m=1}^M \tau_m = 1. \quad (5.23)$$

Таблица 5.19 - Тест R.15. Показатели, отражающие операционные риски «Текущая готовность караульной службы»

№ п/п ($i = 1, \dots, I_g$)	Тестовые вопросы	Вариант ответа 0 или 1, т.е. Да или Нет (r_{gi})	Веса ответов (β_{gi})
1	Правильно ли организована караульная служба в подразделении?	r_{g1}	β_{g1}
2	Готовы ли караулы к совместным действиям по тушению пожаров (слаженность, четкость взаимодействия между отделениями, номерами боевого расчета)?	r_{g2}	β_{g2}
3	Надлежаще ли состояние газодымозащитной службы?	r_{g3}	β_{g3}
4	Выполняются ли требования охраны труда и техники безопасности?	r_{g4}	β_{g4}
5	Исправны ли и готовы ли к использованию средства связи, сигнализации, изолирующие противогазы, пожарная техника и пожарно-техническое оборудование?	r_{g5}	β_{g5}
6	Функционирует ли противопожарное водоснабжение?	r_{g6}	β_{g6}
7	Знает ли личный состав караула свои должностные обязанности и умеет ли их выполнять, имеет ли строевую выправку, подтянутость и дисциплинированность?	r_{g7}	β_{g7}
Итоговый показатель по тесту:			L_g

Полученное значение интегрального показателя может интерпретироваться согласно принятым в мировой практике внутреннего контроля градациям угроз: [0; 0,3] – низкий риск; (0,3; 0,7) – средний риск; [0,7; 1] – высокий риск. Поскольку интегральный показатель объединяет в себе свойства разнотипных факторов риска, способных вызывать ущерб различных масштабов, то роль средства, способного объединить эти факторы, играют весовые коэффициенты всех уровней иерархии тестов (α, β, τ), которые участвуют во всех вычислениях.

Вычисление показателя эффективности организации СВК ПВП. Тесты группы (S.1 - S.4) отражают эффективность организации СВК в ПВП, т.е. *состояние* СВК (далее - S-тесты).

Тесты данной группы заполняются полномочными сотрудниками ПВП (экспертами) на основе их практического профессионального опыта либо на основании любой доступной фактической информации (документы, базы учетных данных, и т. п.). В версии тестов, представленных в данной работе, учитываются четыре группы показателей состояния СВК:

1. Степень зрелости СВК.
2. Экономический эффект от СВК.
3. Результативность СВК.

4. Квалификация персонала СВК.

Значение единого показателя состояния (ЕПС) формируется по всему множеству тестов мониторинга состояния (GS) из отдельных показателей (s_{gi}), объединенных в тематические тесты ($S.1 - S.4$), которые, в свою очередь, объединены в группу GS . Данная иерархия тестов и их группировки представлены на рис. 5.39.

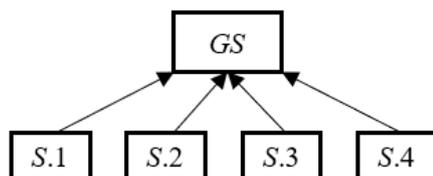


Рисунок 5.39 - Конфигурация тестов для вычисления ЕПС ПВП

На очередном шаге мониторинга от каждой ПВП по каждому тесту $S.g$ поступает информация в виде, аналогичном представленному в табл. 5.20. При этом весовые коэффициенты (последняя колонка – «Веса ответов») по каждому тесту назначаются вышестоящей организацией.

Таблица 5.20 - Тест S.4. Показатели, характеризующие подготовленность персонала СВК

№ п/п ($i = 1, \dots, I_g$)	Тестовые вопросы	Значение (s_{gi})	Вес (β_{gi})
1	Количество сотрудников СВК согласно штатному расписанию (чел.)	s_{g1}	β_{g1}
2	Процент сотрудников СВК от штатной численности персонала организации (%)	s_{g2}	β_{g2}
3	Процент вакансий в структуре СВК (%)	s_{g3}	β_{g3}
4	Коэффициент текучести кадров СВК (процент общего числа уволенных от средней численности персонала СВК за отчетный период) (%)	s_{g4}	β_{g4}
5	Процент сертифицированных специалистов в структуре СВК от общей численности сотрудников СВК (%)	s_{g5}	β_{g5}
6	Процент сотрудников в структуре СВК, имеющих профессиональный опыт работы в области внутреннего контроля свыше трех лет (%)	s_{g6}	β_{g6}
Итоговый показатель по тесту:		V_g	

При обработке тестов $S.1 - S.4$ используются расчетные формулы, реализованные в составе ИАС ВСП для вычисления интегральных выходных показателей. Показатели вычисляются в соответствии с иерархией тестов (рис. 5.39) с разной степенью интеграции данных, что позволяет при анализе с большей точностью локализовать факторы риска.

В результате обработки данных S -тестов очередного шага мониторинга по совокупности иерархически связанных показателей для каждой ПВП будет получено свое значение показателя V_p , принимающее значение в интервале от 0 до 1 и вычисляемое по формуле:

$$V_p = \sum_{g=1}^G \alpha_g \sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} s_{gi}. \quad (5.24)$$

Здесь: i – номер показателя в g -ом тесте; I_g – число показателей; s_{gi} – значение ответа ПВП по i -ому показателю в g -ом тесте; β_{gi} – весовой коэффициент i -ого показателя в g -ом тесте; G – число тестов в группе GS ; α_g – весовой коэффициент g -ого теста в группе GS ; для всех весовых коэффициентов должно выполняться условие нормировки:

$$\sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} = 1; \quad \sum_{g=1}^G \alpha_g = 1. \quad (5.25)$$

Способы назначения весовых коэффициентов. Определение весовых коэффициентов для показателей, тестов и групп тестов (далее - объектов) можно выполнить, по крайней мере, следующими тремя способами:

1. Непосредственным заданием значений экспертом ВСП на основании сопоставления степеней важности (значимости, вклада в общий эффект) сравниваемых объектов одной совокупности (например, показателей одного теста). При этом необходимо обеспечить для каждой такой совокупности условие нормировки, т.е. равенство единице всех значений весовых коэффициентов.

3. Заполнением матрицы парных сравнений (МПС - см. приложение 2) для каждой совокупности сравниваемых объектов с последующей обработкой МПС и получением необходимых значений весовых коэффициентов. Использование МПС позволяет существенно повысить точность задания весовых коэффициентов по сравнению с непосредственным их назначением.

3. Уточнение значений весовых коэффициентов, первоначально определенных, например, одним из двух предыдущих способов, на основании использования результатов проверок, проведенных в ПВП. Такой способ позволяет существенно повысить точность мониторинга за счет привлечения данных проверок как канала обратной связи, что, в свою очередь, может снизить число необходимых проверок ПВП.

Варианты представления результатов мониторинга множества ПВП. Помимо интегрального показателя, позволяющего каждой ПВП поставить в соответствие единственное значение W_k , исходные показатели могут быть использованы и для других вариантов анализа, например:

1. Показатели риска и состояния СВК могут быть построены не только по всему множеству ПВП (т.е. по ВСП в целом) но и по отдельным группам ПВП, например, по регионам, город/село, и др. признакам. При этом стандартными средствами статистического анализа могут быть получены такие характеристики, как средние значения, стандартные отклонения, квантильные оценки и т. п.

2. По множеству ПВП можно построить ранжировки, гистограммы, тренды и прогнозы значений отдельных показателей тестов, представляющих интерес для частных видов анализа (например, для выявления негативных или позитивных тенденций по множеству ПВП или по отдельной).

3. Все множество ПВП (в зависимости от практических потребностей) может быть разбито на соответствующие кластеры с близкими наборами свойств.

5.2. Моделирование риска решений, принимаемых при управлении ликвидацией пожаров

В данном разделе предложен метод оценивания уровня риска, возникающего при управлении силами и средствами в чрезвычайных ситуациях (ЧС). Метод основан на использовании аппарата деревьев решений и матричных игр с природой. В качестве основного инструмента выбран критерий Гурвица принятия решений в условиях риска и неопределенности. Ключевым элементом, отражающим степень риска в принимаемых решениях, служит параметр пессимизма-оптимизма. В режиме имитационного моделирования на основе данных, близких к реальным, показана работоспособность всех основных элементов предложенного алгоритма. Подход и предложенный метод могут быть использованы в составе систем поддержки принятия решений, а также при подготовке и обучении персонала, управляющего ликвидацией ЧС.

5.2.1. Актуальность моделирования риска принимаемых решений

На нижнем уровне иерархии управления, где в качестве ЛПР выступает руководитель тушением пожара (РТП), многие действия и типовые процедуры регламентированы [302, 310],

например, где располагать автоцистерны, куда подавать стволы и сколько, когда применять воду, а когда пену, и т.п. Однако, не все действия РТП могут быть регламентированы и тогда решения принимаются руководителем, опираясь на персональный опыт и текущие сведения об обстановке, поступающие по каналам связи от групп разведки или из других источников. В ряде случаев создается штаб тушения пожара, как совещательный орган, но окончательные решения и ответственность остается за РТП.

В последнее время, в связи с бурным развитием информационно-коммуникационных и программно-технических средств, а также комплектованием современными гаджетами не только рабочих мест ЛПР всех уровней управления РСЧС, но и исполнителей различных пожарных специальностей, информационные потоки в АИУС существенно возросли. Эти обстоятельства, с одной стороны, создают потенциал для принятия более обоснованных решений, а с другой стороны, в условиях острого дефицита времени ограничивают возможности полноты восприятия неструктурированных потоков данных.

В таких условиях возникает острая потребность в системах поддержки принятия решений (СППР) при ликвидации ЧС [371, 372, 374], которые позволили бы выполнить предварительную обработку поступающих данных, свертку их и представление руководителю в форме, удобной для восприятия и, желательно, с учетом его персональной пропускной способности. Особенно остро такая потребность ощущается на нижних двух уровнях иерархии управления, обеспечивающих оперативное управление, где динамика процессов измеряется от десятков до долей минут.

Задача управления, рассматриваемая в данном разделе, относится к нижнему уровню иерархической системы управления РСЧС и предназначена для включения ее в состав математического обеспечения СППР, обеспечивающей выбор решений, имеющих уровень риска не хуже нормативного. Нормативный уровень риска определяется (в результате решения обратной задачи) по решениям, принятым ЛПР, имеющим допустимый уровень квалификации.

В данном разделе процедура выбора решений при тушении пожара моделируется с помощью матричной игры с природой, параметр пессимизма-оптимизма которой (в рамках критерия Гурвица [75]) предложено оценивать путем решения обратной задачи по наблюдениям, ранее принятым опытным ЛПР, что обеспечит адаптивный характер управления. По алгоритмам решения прямой и обратной задач построена имитационная модель и для данных, близких к реальным [106, 110], на этой модели проведен имитационный эксперимент, в котором имитировались возникающие ситуации, принимаемые решения и возникающие платежи. Результаты эксперимента подтвердили работоспособность предложенных алгоритмов.

В силу ограниченного объема работы, контур адаптации элементов платежной матрицы по решениям, принятым опытным ЛПР, здесь не рассматривается. Этот вид адаптации может быть выполнен аналогично другим подобным моделям, например, антагонистическим матричным играм [280] и управляемым марковским цепям [228].

Основной целью исследования, представленного в данном разделе, является построение модели, отражающей уровень риска в решениях, принимаемых РТП. Модель должна быть построена по выборке наблюдений за решениями, принятыми конкретным РТП.

Для достижения этой цели необходимо решить следующие задачи:

1. Выбрать тип модели принятия решений, структурно адекватной прикладному контексту управления.
2. Построить алгоритм оценивания параметров модели по наблюдениям за решениями, принятыми РТП.
3. Проанализировать качество модели принятия решений, построенной по наблюдениям за решениями, принятыми РТП, и сделать заключение о ее адекватности.

5.2.2. Постановка задачи

Действия РТП, как ЛПР нижнего уровня иерархии управления РСЧС весьма разнообразны и зависят от многих факторов: объекта ликвидации пожара, окружающей обстановки (наличия рядом или в пределах досягаемости источников воды, близость к очагу возгорания других

пожароопасных объектов и т.п.), имеющихся ресурсов, компетентности персонала и др. Задачи принятия решений (управления) на пожаре также достаточно разнообразны [56], например, как оптимально расположить автомобили, как распределить пожарные стволы по площади объекта и по времени, когда и в каком составе проводить разведку пожарного состояния объекта, наличия и местоположения в нем людей, как и какими силами организовать эвакуацию людей из зоны пожара и т.п. Каждая из этих задач может быть представлена одной или несколькими моделями принятия оптимальных решений.

Все действия РТП, как ЛПР, достаточно подробно документируются и находят свое отражение в карточке действий караула (КДК), которая в дальнейшем (в методическом плане разбора действий караула) является основанием для квалификации действий РТП, как удовлетворительных или неудовлетворительных.

В нормативных документах и методических рекомендациях [302, 310] действия РТП рассматриваются по отношению к некоторому перечню (около 30) типовых объектов ликвидации пожара, например, детские учреждения, культурно-зрелищные учреждения, жилые здания и др. Жилые здания подразделяют на *малоэтажные* (высотой до 3 этажей включительно), *многоэтажные* (высотой до 9 этажей), *повышенной этажности* (до 25 этажей) и *высотные* (более 25 этажей).

В данном разделе, кроме того, специфика многоэтажности заключается в большом количестве помещений и этажей, что существенно усложняет поиск людей, которые могут находиться в одном или нескольких из десятков или сотен помещений, что существенно удлиняет время выполнения разведывательных и/или спасательных действий. Задымление, и/или открытый огонь, и/или опасность обрушения еще больше усложняет задачи поиска и спасения, т.к. обнаруженные в одном помещении люди, через некоторое время, спасаясь от обрушения или дыма, могут мигрировать в другие помещения, что приводит к устареванию данных, полученных в результате разведки, выполняемой звеном ГДЗС, а значит к уменьшению шансов на их эвакуацию и спасение.

Фрагмент типовой карточки действий караула в части рассматриваемой процедуры поиска и эвакуации людей из многоэтажного здания имеет примерно такой вид:

- 2:28 – Отправлено звено ГДЗС из 2-х человек в секцию 3 здания для разведки (поиска людей);
- 2:35 – Обнаружены 2 человека на 4-м этаже в секции 3 в двух смежных помещениях. Пути эвакуации отрезаны сильным задымлением. Требуется пожарная лестница для эвакуации людей через балкон 4-го этажа или звено спасателей со специальным дыхательным оборудованием для эвакуации через лестничный марш.
- 2:38 – Отправлено звено спасателей из 3-х человек с дыхательным оборудованием на 2-х человек в секцию 3 здания для эвакуации людей;
- 2:48 – Отправлено звено ГДЗС из 2-х человек во 2-ю секцию здания для поиска людей;
- и т.п.
- 3:52 – После ликвидации последствий пожара в здании погибших людей не обнаружено, количество травмированных людей – 4. Всего на момент возникновения пожара в здании находилось 36 человек.

Таким образом, при поиске и эвакуации людей в многоэтажном здании могут чередоваться решения РТП о разведке и решения об эвакуации людей. Эти решения, в зависимости от ситуации и опытности РТП, могут приниматься в любой, наилучшей на его взгляд, последовательности и в любом количестве циклов (разведки - эвакуации). «Платежи» от реализации принятых решений носят накопительный характер и не могут быть измерены по результатам исполнения каждого решения, а становятся известными после ликвидации последствий пожара (например, прямой материальный ущерб, количество погибших и травмированных людей и другие количественные показатели ущерба от пожара).

5.2.2.1. Прямая задача

Как видно из приведенного фрагмента карточки действий караула на пожаре, ЛПР практически всегда стоит перед дилеммой – потратить часть времени на разведку (поиск людей), уточнение и прогнозирование ситуации или, используя свой опыт и интуицию (в том числе рефлексивную), направлять силы и средства в определенные места здания для эвакуации и/или спасения людей.

Процедуры принятия решений в циклах «разведка и/или спасение» может быть [207] представлена матричной игрой с природой. Игра задана, если известны все элементы ее платежной матрицы:

$$C = \|c_{ij}\|_{mn}. \quad (5.26)$$

Критерий выбора оптимального решения [75, 207]. Здесь столбцы соответствуют состояниям природы $s_j \in S$, где S - множество состояний природы, а строки – вариантам решений $d_i \in D$, где D - множество вариантов решений.

В состав множества решений D могут входить, например, решение d_1 - направить звено разведки в составе двух человек; решение d_2 - направить звено спасателей в составе трех человек для эвакуации людей; и т.п.; Множество состояний природы S в контексте задачи спасения людей из горящего здания должно состоять из вариантов размещения людей в помещениях здания. Так, крайние значения таких состояний могут отражать информацию о максимальной рассредоточенности людей по помещениям здания и локализации их в одном определенном помещении.

С учетом необходимости измерения элементов модели по реальной статистике, отражаемой в КДК, представим состояния s_j в единицах негэнтропии (экстропии), т.е. величины, противоположенной энтропии [426]:

$$h(\bar{p}) = 1 + \sum_{i=1}^n p_i \log_n p_i, \quad (5.27)$$

где $\bar{p} = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_n]^T$ – вектор вероятностей (доли) пребывания людей в том или ином из n помещений; T - символ транспонирования. Здесь и далее будем использовать логарифм по основанию, равному числу элементов (помещений), что обеспечит варьирование энтропии в интервале $[0; 1]$.

Использование негэнтропии в качестве меры рассеяния людей по помещениям позволяет единообразно учитывать различные статистические данные о пожарах в зданиях. Данная мера позволяет также унифицировать состояния природы в количестве от двух и выше в зависимости от необходимой степени дифференциации распределения людей в здании по помещениям. Таким образом, $h(\bar{p})$ является показателем степени концентрации людей – при равномерной распределенности по помещениям $h(\bar{p}) = 0$, при концентрации всех в одном помещении $h(\bar{p}) = 1$. Чем выше концентрация людей, тем, как правило, легче проводить их эвакуацию, в том числе потому, что не требуется отыскивать их по отдельным помещениям в сложных условиях пожара и при дефиците времени. По мере выполнения поисково-спасательной операции показатель $h(\bar{p})$ может как увеличиваться, так и уменьшаться. Так разведка, проводимая непрерывно или циклически, увеличивает негэнтропию, снимая неопределенность, а стихия пожара может его уменьшить, например, разогнав людей из одного помещения по разным, в силу опасности пребывания в нем. Статистические данные [297] проведения спасательных операций при пожарах показывают, например, что звено спасателей из двух человек может эвакуировать за один раз двух человек с вероятностью 1, трех человек – с вероятностью 0,4, четырех – с вероятностью 0,2.

Платежи в матрице (5.26) должны отражать количество спасенных людей при различных сочетаниях состояний природы и принятых решениях. В дальнейшем, без потери общности, будем рассматривать в качестве платежей количество спасенных людей, хотя в реальной пожарной статистике абсолютное количество спасенных людей в различных пожарах существенно варьируется и более универсальной единицей измерения платежа была бы доля

спасенных людей в том или ином конкретном пожаре. Однако, в случае необходимости, относительные единицы (доли) могут быть пересчитаны в абсолютные и наоборот. Значения элементов платежной матрицы могут быть получены по многочисленным статистическим данным, представляемым в КДК [125] в виде оценок, аналогичных построенным для других форм моделей (например, антагонистических матричных игр или управляемых марковских цепей, представленных в трех предыдущих разделах работы).

Задача выбора оптимального решения заключается в максимизации целевой функции $L(d_i)$:

$$d_{opt} = \arg \max_{d_i \in D} L(d_i). \quad (5.28).$$

Правило выбора оптимального решения (5.28) называют [243] критерием. В теории выбора оптимальных решений в условиях риска и неопределенности [18, 24] различают несколько типов критериев, отличающихся целевой функцией $L(d_i)$. Так, для критерия Вальда [75] (пессимистического, максиминного):

$$L(d_i) = \min_{s_j \in S} c_{ij}. \quad (5.29).$$

Для оптимистического (максимаксного):

$$L(d_i) = \max_{s_j \in S} c_{ij}. \quad (5.30).$$

Один из комбинированных – критерий Гурвица имеет целевую функцию, состоящую из взвешенной (с параметром λ) суммы целевых функций (3) и (4):

$$L(d_i) = \lambda \min_{s_j \in S} c_{ij} + (1 - \lambda) \max_{s_j \in S} c_{ij} \quad (5.31).$$

Параметр $\lambda \in [0; 1]$ отражает степень риска в выборе решения. При $\lambda = 0$ критерий Гурвица превращается в критерий Вальда, соответствующий безрисковой, очень осторожной (максиминной, аналогичной антагонистическим матричным играм) позиции ЛПР, при $\lambda = 1$ крайне рискованная позиция ЛПР, придерживаясь которой он надеется, что природа будет к нему благосклонна и выигрыш будет максимально возможным.

Поскольку в данном разделе основным элементом исследования является показатель риска в принимаемых решениях, а он, из всех критериев этого типа, присутствует лишь в критерии Гурвица в виде параметра (λ), другие критерии [75] здесь не рассматриваются.

Чтобы решить *прямую задачу* (5.26), (5.28), (5.31), необходимо знать все c_{ij} и параметр λ , что позволит найти оптимальное решение, которое будет «оптимальным» с точностью до адекватности используемых значений c_{ij} и λ реальным предпочтениям ЛПР, в интересах и под ответственность которого принимается решение.

5.2.2.2. Варианты применения модели в процедурах принятия решений

Если модель построена, то каким образом она может использоваться на практике? Диапазон таких вариантов широк [77, 78, 102] – от «никак не использоваться», а продолжать управлять «вручную» (если ЛПР, несущий ответственность за результаты управления, не доверяет модели или имеет другие способы выбора решения), до полного доверия и автоматического управления на основе модели. В числе промежуточных вариантов использования модели в управлении существуют [77, 78, 102]: информационно-советующий режим (модель предлагает, а ЛПР отвергает, корректирует или принимает); множественный выбор – когда модель предлагает несколько субоптимальных решений в окрестности оптимального, а ЛПР выбирает одно из них (или корректирует, отвергает); и др. Эти промежуточные варианты, как правило, реализуются в составе систем поддержки принятия решений (СППР), обеспечивая более гибкое управление, чем крайние варианты. Кроме того, промежуточные режимы позволяют плавно перейти от «ручного» к максимально автоматическому, если на протяжении достаточного времени ЛПР убеждается, что приемлемая доля предлагаемых моделью решений удовлетворительна.

Позитивный эффект от применения модели в том или ином режиме в составе СППР может заключаться в следующем:

- сокращается цикл управления (что очень важно при дефиците времени при ликвидации пожара);
- решение не зависит от физического состояния ЛПР;
- модель может быть использована другим субъектом, выполняющим роль ЛПР (т.е. функция выбора решения может быть отделена от ЛПР-субъекта, модель тиражирована и т.п.);
- появляется возможность сравнивать модели, построенные по разным ЛПР-субъектам, и на этой основе обучать менее опытных ЛПР.

5.2.2.3. Обратная задача

Для подавляющего большинства прикладных областей, в которых делаются попытки применения рассматриваемой модели неизбежно возникает *априорная неопределенность*, которая заключается в том, что значения c_{ij} и λ неизвестны и их надо задать максимально адекватно объекту моделирования. И тогда найденное «оптимальное» решение будет условно (с точностью до адекватности) оптимально. Сложность, даже для рассматриваемого простейшего варианта модели, заключается в том, что объект моделирования расщеплен на две части: одна (объективная) - в стихии пожара, а вторая (субъективная) - в голове ЛПР. Объективная формирует состояния и платежи, а субъективная – отношение к этим платежам (их полезность), позицию (осторожную или нет) и варианты решений.

В традиционной парадигме исследования операций элементы модели должны быть заданы аналитиками (постановщиками задачи). Аналитики же, в отличие от ЛПР не несут ответственность за последствия от реализации решений, принимаемых на основе модели – в этом одно из основных противоречий традиционной парадигмы применения моделей.

В подавляющем числе современных приложений такая схема нежизнеспособна, т.к. даже если априори все элементы заданы адекватно и решения, получаемые с помощью модели всех устраивают, то в силу различных обстоятельств, в том числе нестационарности среды и/или системы ценностей и/или опыта ЛПР через некоторое время - не устраивает, т.е. априорная неопределенность сменяется текущей.

Имеются многочисленные исторические факты [211], когда от внедренных оптимизационных моделей через некоторое время отказывались (в связи с рассогласованием между решениями, получаемыми по модели, и здравым смыслом ЛПР) и возвращались к «ручному» управлению.

Известны случаи [211], когда предпринимались попытки нормативного определения априорных значений некоторых из этих элементов «на все случаи жизни» (так, например, для процедур выбора инвестиционных проектов [76] параметр критерия Гурвица должен иметь значение 0,3). В других случаях (при многокритериальном выборе [77, 78, 102]) для снятия априорной и/или текущей неопределенности создаются экспертные процедуры, в которых ЛПР служит источником необходимых сведений.

В ряде работ [77, 78, 102] предлагается вместо нормативного подхода (априорного заданию структуры и параметров моделей) использовать *адаптивный*, согласно которому модель надо как-то подстраивать под ЛПР, адаптировать к нему, чтобы обеспечить необходимую адекватность и доверие.

Одновременно с тем, в последние годы интенсивно развиваются методы *машинного обучения* [139], которые направлены на оценивание параметров моделей (распознавания, классификации и других вариантов выбора) по прошлой статистике выбора, выполненного «учителем». Эти методы во многом аналогичны методам *идентификации* динамических систем [20, 47, 220, 236, 336, 337].

В данном разделе (и в ряде других работ [77, 78, 102]) предлагается подход, аналогичный упомянутым (адаптация, машинное обучение, идентификация), когда по прошлой статистике оцениваются параметры модели (обратная задача) для их последующего использования при выборе решений (прямая задача).

Таким образом, под обратной задачей в данном разделе понимается (применительно лишь

к показателю пессимизма-оптимизма) следующее: по совокупности данных о решениях d^k (где $k = 1, \dots, K$ номер наблюдения), принятых ЛПР, и полученных при этом платежах c^k построить оценку параметра пессимизма-оптимизма критерия Гурвица.

5.2.2.4. Многошаговый выбор

Традиционная прямая задача выбора (5.26), (5.28), (5.31) одношаговая. Она может повторяться много раз, но в ней нет взаимосвязи между шагами принятия решений. В рассматриваемом объекте (процедуре спасения людей из многоэтажного здания) такая связь есть, т.к. последующий выбор связан с тем, что известно к текущему моменту по данным разведки или из других источников. Эта связь неглубокая, т.к. ситуация на пожаре очень динамична, и ее желательно учесть в модели выбора. Простой способ – воспользоваться деревом решений, которое затем можно нормализовать [280], т.е. привести к матричной форме (5.26), а значит и в целом, постановку задачи привести к виду (5.26), (5.28), (5.31).

Процедура нормализации зависит от таких свойств дерева решений как число уровней, число исходов по уровням, степень регулярности дерева [280]. Ниже приведено описание процедуры нормализации для примера дерева (рис. 4.40), далее используемого в имитационном эксперименте (шаги природы обозначены колечками, шаги ЛПР - квадратиками).

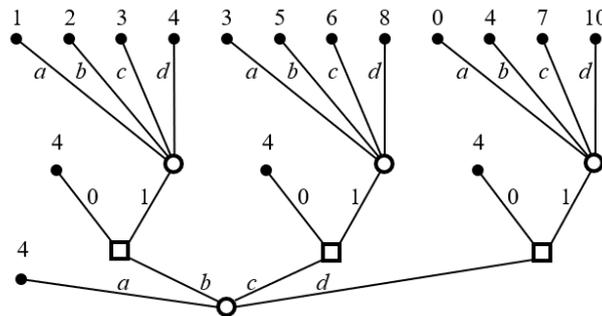


Рисунок 5.40 - Дерево решений при управлении ликвидацией пожара

Здесь первый шаг (выполняет природа - колечки) соответствует исходной (на текущий момент) информации, которой располагает ЛПР о местоположении людей в здании, где исход a , например, соответствует значению $h(\bar{p}) = 0$; исход b - значению $h(\bar{p}) = 0,3$; c - значению $h(\bar{p}) = 0,7$; d - значению $h(\bar{p}) = 1$.

На втором шаге (выполняет ЛПР - квадратики) по текущей информации (a или b , или c , или d) ЛПР делает свой выбор: 0 – отправить звено разведки; 1 – отправить звено спасателей.

На третьем шаге (выполняет природа - колечки) проявляется фактическое состояние природы и происходит платеж, определяющий вклад данной цепочки управления в общий вклад поисково-спасательной операции (травмирование, гибель, ущерб, т.е. значения на конечных вершинах дерева). Всякие вершины соответствуют завершению процесса и получению конечного эффекта (платежей).

Поскольку на втором шаге дерева ЛПР принимает решение в зависимости от оценки состояния на первом шаге, то подобные решения обычно [20, 47, 220, 236, 336, 337] представляют в виде вектора стратегий ЛПР, имеющего структуру «если ... то». Для дерева, приведенного на рис. 5.40, количество ситуаций, требующих выбора от ЛПР, на первом уровне равно трем (b, c, d), имея в виду, что ЛПР не рассматривает крайнюю ситуацию, когда люди равномерно распределены по всему зданию (ситуация a):

$$f = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}. \quad (5.32).$$

Размерность вектора стратегий (r) равна числу исходов на первом уровне дерева, которые приводят к необходимости ЛПР делать свой выбор на втором уровне дерева (для рис. 5.40 размерность вектора стратегии $r = 3$). Элементы вектора стратегий могут принимать значения из множества исходов второго уровня (для рис. 5.40 это количество $s = 2$): $x, y, z \in \{0; 1\}$. Тогда

полное количество стратегий (f_i) ЛПР составит величину $m = s^r$.

Количество состояний природы определяется количеством сочетаний вариантов выбора природы на всех ее уровнях дерева. Для дерева, приведенного на рис. 5.40, эта величина определится как: $n = n_1 \times n_3$, где n_1 – число исходов 1-го уровня, участвующих в стратегиях ЛПР, n_3 – число исходов 3-го уровня.

В результате нормализации дерево преобразуется в платежную матрицу, где роль вариантов решений ЛПР принимают стратегии ($d_i \triangleq f_i$), а роль состояний природы (s_j) – все возможные сочетания «выбора» природы на различных ее шагах.

Матрица платежей заполняется в соответствии с тем, какой стратегии (строке) и состоянию природы (столбцу) соответствует конкретный элемент матрицы, а также согласно тем исходам (конечным вершинам) к которым приводит последовательность: выбор Природы (первый из двух элементов, соответствующих состоянию природы - столбцу); выбор ЛПР согласно стратегии (строке), учитывающей выбор природы на первом шаге; выбор природы (второй из двух элементов, соответствующих состоянию природы - столбцу).

Таким образом, нормализация превращает многошаговую процедуру выбора решений в одношаговую, представленную задачей (5.26), (5.28), (5.31), в которой, однако, учитывается многошаговый характер реальных процессов управления.

5.2.3. Решение задачи

Рассмотрим задачу оценивания параметра λ по выборке наблюдений за решениями, принятыми ЛПР. По выражению (5.31) можно построить зависимости $L_{opt}(\lambda)$ и $f_{opt}(\lambda)$. Для рассматриваемого примера (рис. 5.40) эти зависимости приведены на рис 5.41.

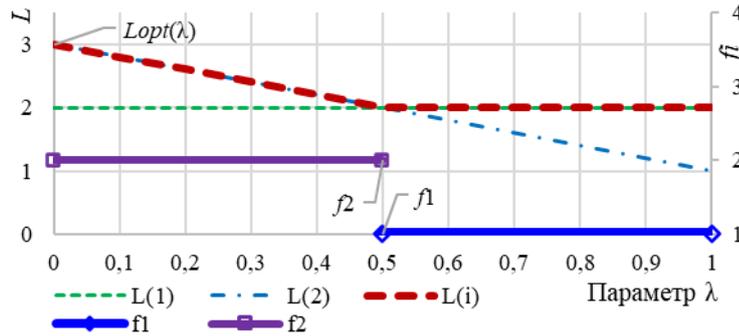


Рисунок 5.41 - Параметрические зависимости оптимальных значений целевой функции $L_{opt}(\lambda)$ и решения ЛПР $f_{opt}(\lambda)$

По $L_{opt}(\lambda)$ и $f_{opt}(\lambda)$ могут быть построены обратные функции: $\lambda(L_{opt})$ и $\lambda(f_{opt})$. Тогда по наблюдениям за решениями, принятыми ЛПР, может быть получена оценка параметра $\lambda \in [0; 1]$, которая и отражает меру риска, свойственную данному ЛПР.

Так, если, по данным наблюдений, ЛПР использует стратегию f_1 , т.е. при любой информации о пребывании людей принимает решение $d_1 = 0$ (направляет не спасателей, а звено разведки), то его показатель риска находится в интервале $[0,5; 1]$ что соответствует уровню риска, более близкому к заложенному в критерии Вальда – позиция крайнего пессимизма (максиминное решающее правило). Если, судя по наблюдениям, используется стратегия f_2 , т.е. при неопределенной информации о пребывании людей на первом шаге ($h = 0$) ЛПР принимает решение $d_1 = 0$ (доразведка), а при полной определенности ($h = 1$) – решение $d_2 = 1$ (работают спасатели), то его показатель риска находится в интервале $[0; 0,5]$ что соответствует уровню риска, свойственному оптимистическому критерию – позиция крайнего оптимизма (максимаксное решающее правило). Конечно, подобная интервальная оценка, полученная по обратной функции $\lambda(f_{opt})$, в некоторых случаях может быть достаточно грубой. Но исследования показывают, что при большем количестве состояний (уровней негэнтропии) можно получить более точную (с меньшим интервалом) оценку показателя риска λ .

Заметим, что в реальной практике ЛПР может и не придерживаться одной чистой стратегии, а использовать смешанную стратегию, в которой чистые стратегии участвуют с некоторыми вероятностями - аналог смешанных стратегий, используемых в антагонистических играх [280, 281]. Тогда величину риска, которой придерживается ЛПР, можно оценивать по наиболее часто используемой чистой стратегии либо вычислить как средневзвешенное значение с учетом частот (как весов) использования чистых стратегий.

5.2.3.1. Алгоритм решения задачи

Типовую последовательность действий по выявлению уровня риска, допускаемого ЛПР в процессе принятия решений, представим в виде следующей последовательности этапов.

Этап 1. Представить дерево решений в нормальной (матричной или табличной форме) одним из существующих способов [280, 281].

Этап 2. Построить зависимости значений оптимальной целевой функции и оптимальных решений от параметра λ : $L_{opt}(\lambda)$ и $f_{opt}(\lambda)$, воспользовавшись выражениями для критерия Гурвица (5.29) и (5.30). По ним построить обратные функции: $\lambda(L_{opt})$ и $\lambda(f_{opt})$.

Этап 3. По статистическим данным наблюдений за решениями ЛПР на основании обратной зависимости $\lambda(f_{opt})$ вычислить оценку параметра λ , которая и будет соответствовать уровню риска ЛПР.

5.2.3.2. Имитационный эксперимент

Для иллюстрации применения алгоритма (по этапам) рассмотрим вариант задачи с тремя уровнями дерева решений и четырьмя уровнями неопределенности пребывания людей в здании, т.е. значений негэнтропии (см. рис. 5.40).

Этап 1. Дерево приведено в сокращенном варианте – фрагменты, соответствующие необходимости доразведки опущены. Уровни состояний $s_i \in \{a; b; c; d\}$ соответствуют четырем значениям негэнтропии $h \in \{0; 0,25; 0,5; 0,75\}$. На первом шаге дерева при состоянии a ЛПР направляет процесс на доразведку, а при остальных состояниях происходит движение по дереву. При нормализации дерева решений принимаются во внимание восемь чистых стратегий ЛПР, соответствующих трем значениям состояний на первом шаге дерева ($b; c; d$):

$$f_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; f_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}; f_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}; f_4 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}; f_5 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; f_6 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}; f_7 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}; f_8 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (5.33)$$

Чистые стратегии природы определяются всеми возможными сочетаниями трех значений состояний на первом шаге и четырех – на третьем (всего – 12 состояний от s_1 до s_{12}): (b, a), (b, b), (b, c), (b, d), (c, a), (c, b), (c, c), (c, d), (d, a), (d, b), (d, c), (d, d). Платежная матрица, построенная по дереву решений, имеет размерность 8×12 (см. табл. 5.21).

Таблица 5.21 - Платежная матрица дерева решений

		s_i												
		ba	bb	bc	bd	ca	cb	cc	cd	da	db	dc	dd	
f_i	000	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	
	001	3	3	3	3	3	3	3	3	3	0	4	7	10
	010	4	4	4	4	3	5	6	8	4	4	4	4	4
	011	4	4	4	4	3	5	6	8	0	4	7	10	10
	100	1	2	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
	101	1	2	3	4	4	4	4	4	4	0	4	7	10
	110	1	2	3	4	3	5	6	8	4	4	4	4	4
	111	1	2	3	4	3	5	6	8	0	4	7	10	10

Этап 2. Для построения зависимости $f_{opt}(\lambda)$ проварьированы значения λ с шагом 0,1 на интервале $[0; 1]$ и для каждого значения вычислены оптимальные значения целевой функции

$L(f_i)$. Шаг варьирования λ может быть сколь угодно малым для обеспечения необходимой точности. Результаты расчетов приведены в табл. 5.22.

Таблица 5.22 - Оптимальные значения целевой функции критерия Гурвица

		λ										
		0,0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1,0
f_i	000	4,0	4,0	4,0	4,0	4,0	4,0	4,0	4,0	4,0	4,0	4,0
	001	10,0	9,1	8,2	7,3	6,4	5,5	4,6	3,7	2,8	1,9	1,0
	010	8,0	7,5	7,0	6,5	6,0	5,5	5,0	4,5	4,0	3,5	3,0
	011	10,0	9,1	8,2	7,3	6,4	5,5	4,6	3,7	2,8	1,9	1,0
	100	4,0	3,7	3,4	3,1	2,8	2,5	2,2	1,9	1,6	1,3	1,0
	101	10,0	9,1	8,2	7,3	6,4	5,5	4,6	3,7	2,8	1,9	1,0
	110	8,0	7,3	6,6	5,9	5,2	4,5	3,8	3,1	2,4	1,7	1,0
	111	10,0	9,1	8,2	7,3	6,4	5,5	4,6	3,7	2,8	1,9	1,0
$L_{opt}(\lambda)$		10,0	9,1	8,2	7,3	6,4	5,5	5,0	4,5	4,0	4,0	4,0
$f_{opt}(\lambda)$		f_2	f_2	f_2	f_2	f_2	f_3	f_3	f_3	f_1	f_1	f_1

Построенные по результатам варьирования параметра λ функции $L_{opt}(\lambda)$ и $f_{opt}(\lambda)$ представлены на рис. 5.42. Как видно из табл. 5.22, на интервале $\lambda \in [0; 0,5]$ функция многозначна ($f_i = f_2, f_4, f_6, f_8$). По прямой функции построены обратные функции $\lambda(L_{opt})$ и $\lambda(f_{opt})$.

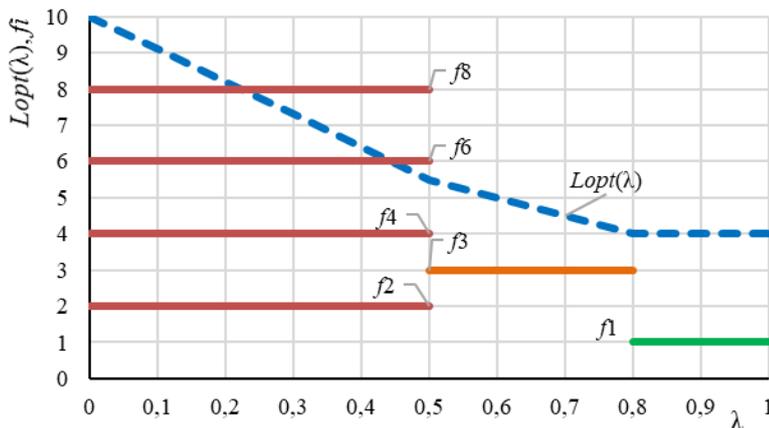


Рисунок 5.42 - Прямые функции $L_{opt}(\lambda)$ и $f_{opt}(\lambda)$

Таким образом, результатом выполнения первых двух этапов алгоритма являются обратные функции $\lambda(L_{opt})$ и $\lambda(f_{opt})$, вид которых полностью определяется исходными данными задачи (структурой дерева и платежами).

На третьем этапе алгоритма, в зависимости от того, какие решения принимает ЛПР в тех или иных ситуациях (состояниях природы), получим оценку риска в его действиях. Проиллюстрируем процедуру оценивания риска с помощью имитационного моделирования ситуаций, возникающих в процессе управления ликвидацией пожаров и решений, принимаемых в них ЛПР.

Этап 3. Статистические свойства (вероятности) состояний природы, возникающих на первом и третьем шагах дерева решений, при имитации были приняты следующими: $P(a) = 0,3$; $P(b) = 0,3$; $P(c) = 0,3$; $P(d) = 0,1$. При имитации решений, принимаемых ЛПР в тех или иных ситуациях (состояниях природы), было принято, что ЛПР придерживается чистой стратегии f_3 (см. (5.33)).

Фрагмент реализации, включающей сгенерированные случайным образом с указанными вероятностями состояний природы и симитированные (по стратегии f_3) решения ЛПР в этих ситуациях, а также соответствующие им платежи, приведен в табл. 5.23.

Таблица 5.23 - Фрагмент выборки наблюдений

Наблюдения	1	2	3	4	5	6	7	8	...	100
Шаг 1 (Природа)	c	b	c	c	b	c	b	c	...	b
Шаг 2 (ЛПР)	1	0	1	1	0	1	0	1	...	0
Шаг 3 (Природа)	a	c	a	c	a	b	d	c	...	a
Платеж	3	4	3	6	4	5	4	6	...	4

В результате пошагового анализа, по мере поступления наблюдений, построены точечная и интервальная оценки стратегии, применяемой ЛПР. Точечная оценка заключается в вычислении одной (наиболее вероятной) из восьми стратегий по текущей выборке наблюдений. На 20-ом шаге наблюдений таковой оказалась стратегия f_3 . Интервальная оценка – это подмножество стратегий, которым могла бы соответствовать совокупность наблюдаемых на текущий момент пар «состояние природы – решение ЛПР». Для рассматриваемого примера интервальная оценка сошлась к стратегии f_3 также на 20-м шаге (рис. 5.43). Таким образом, оба типа оценок совпали с той стратегией, которая имитировала поведение ЛПР в случайно возникающих (имитируемых) ситуациях.

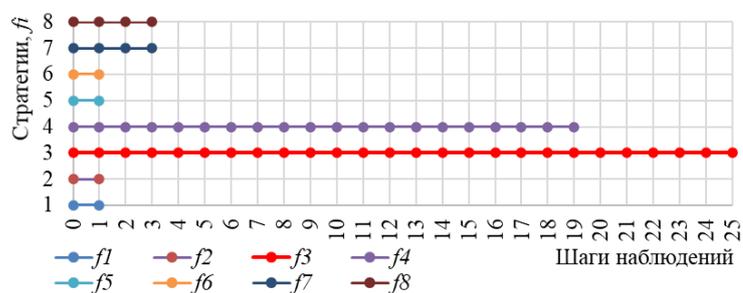
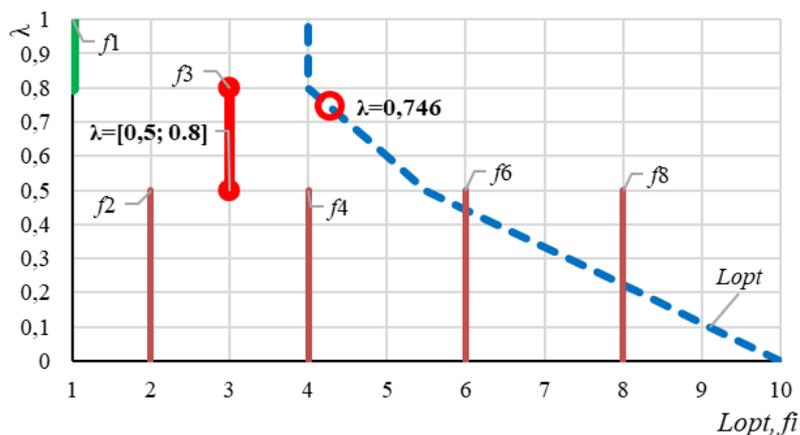


Рисунок 5.43 - Пошаговая интервальная оценка стратегии ЛПР

На рис. 5.44 приведены обратные функции $\lambda(L_{opt})$ и $\lambda(f_{opt})$, вычисленные на 2-ом шаге алгоритма.

Рисунок 5.44 - Обратные функции $\lambda(L_{opt})$ и $\lambda(f_{opt})$

На основании полученной по наблюдениям оценки стратегии ЛПР (f_3) на функции $\lambda(f_{opt})$ выделен интервал $\lambda \in [0,5; 0,8]$, которому соответствует уровень риска ЛПР. Таким образом, оценкой степени риска λ в принимаемых ЛПР решениях, является интервал $[0,5; 0,8]$.

Среднее значение платежа за период наблюдений составило $\hat{L}_{opt} = 4,27$. Значение функции $\lambda(L_{opt})$ не противоречит полученной оценке λ , т.к. величина $\lambda(\hat{L}_{opt}) = 0,746$, т.е. находится в пределах интервальной оценки показателя риска ЛПР $[0,5; 0,8]$.

5.2.4. Анализ и обсуждение результатов

Приведем несколько расширенную трактовку предложенного в данном разделе подхода и полученных результатов.

Оценивание эффективности деятельности ЛПР лишь по конечным интегральным показателям (например, величина материального ущерба и число жертв на пожаре) в большинстве случаев является неконструктивным, т.к. не структурировано и не позволяет выявить управляемые переменные. Представление (аппроксимация) процедуры выбора решения адекватной моделью позволяет структурировать выбор и выявить значимые факторы или индикаторы.

Предлагаемый метод оценивания показателя риска в решениях ЛПР можно отнести к задачам параметрической идентификации [20, 47, 220, 236, 336, 337] ЛПР как «черного ящика» по данным наблюдений за решениями, принимаемыми им в процессе нормального функционирования. Оценивание параметра выполняется в предположении, что процедура принятия решения структурно представима в виде игры с природой при отсутствии данных о вероятностях состояний природы. Тогда критерий Гурвица, как одна из схем принятия решений в условиях риска и неопределенности [207], представляется достаточно универсальной моделью, аппроксимирующей выбор ЛПР.

В том случае, когда в распоряжении ЛПР имеются данные о вероятностях состояний природы (полученные, например, по прошлой статистике), моделью выбора, структурно соответствующей ситуации, можно считать критерий Ходжа-Лемана [207], содержащий параметр степени доверия ЛПР оценкам вероятностей состояний природы. В этом критерии с помощью параметра (аналогичного параметру λ в критерии Гурвица) смешиваются критерий Вальда (крайнего пессимизма, максиминный) и критерий Лапласа-Байеса (учитывающий вероятности состояний природы).

Оба приведенные параметра смеси, будучи оцененными по наблюдениям за принятыми ЛПР решениями, отражают персональную позицию (предпочтения) ЛПР, исходя из которой он принимает решение. Такое двухпараметрическое отображение свойств ЛПР могло бы быть развитием однопараметрической меры (риска), как более информативное средство мониторинга ЛПР.

Параметрическая идентификация ЛПР, помимо режима нормального функционирования, может проводиться и в гораздо более ускоренном темпе и при меньшем количестве данных, если воспользоваться инструментами оптимального планирования эксперимента [256, 395, 402]. Применительно к управлению ликвидацией пожаров планирование эксперимента, естественно, возможно лишь в рамках учений и/или с использованием технических средств информационно-управляющей системы МЧС в режиме имитации.

К числу недостатков предложенного подхода можно отнести следующее:

- интервальная оценка параметра λ , полученная по наблюдениям за решениями, принятыми ЛПР, существенно зависит от данных, которые в некоторых случаях могут приводить к очень широкому интервалу, не позволяющему получить желаемую локализацию оценки позиции ЛПР;
- при увеличении количества уровней дерева решений количество чистых стратегий ЛПР, а также размерность построенной по дереву платежной матрицы существенно возрастает, увеличивая размерность платежной матрицы, что, однако, не приводит к существенному росту вычислительной сложности задачи (для современных компьютеров) в силу простоты вычислительных процедур.

5.3. Моделирование готовности к реагированию на чрезвычайные ситуации в многоуровневой системе управления

5.3.1. Обоснование актуальности задачи

Многоуровневые иерархические системы управления относятся к категории сложных

систем [238, 412-417], что, как правило, делает их весьма инерционными потому, что значительная доля решений, принимаемых в них, выполняется человеком (руководителем, оператором, диспетчером, и др.). Развитие информационно-коммуникационных технологий приводит, с одной стороны, к существенному росту потоков данных, циркулирующих в иерархических организационно-технических системах, с другой стороны - к появлению новых возможностей по обработке данных, их интеграции и преобразованию к виду, удобному для восприятия лицом, принимающим решения (ЛПР).

Задача преобразования первичных данных о состоянии объекта управления, имеющихся в распоряжении ресурсов (например, сил и средств - СиС) к виду, удобному для восприятия ЛПР, а также с максимальным учетом целей управления, перманентно является актуальной с учетом изменяющихся обстоятельств и возможностей, предоставляемых научно-техническим прогрессом.

В данной работе объектом исследования является одна из крупнейших отечественных иерархических систем управления - РСЧС, основные функции которой определены в Постановлении Правительства РФ № 794 [302, 310]. Разумеется, невозможно охватить все ее аспекты функционирования в одной работе, но тем не менее, предметом данного исследования являются алгоритмы оценки эффективности функционирования системы в целом (на уровне вышестоящей организации - ВСП) по данным (оценкам) эффективности функционирования нижележащих (подведомственных) звеньев (подведомственных подразделений - ПВП).

РСЧС предназначена для реагирования на все возможные чрезвычайные ситуации (ЧС), возникающие в Российской Федерации (РФ). Но, поскольку разнообразие потенциально опасных ситуаций весьма велико, в работе рассматриваются ситуации, которые могут быть объединены в соответствующие сценарии. В том или ином сценарии (например, крупные пожары в населенных пунктах, природные пожары, цунами, паводки, наводнения и т.п.) могут участвовать соответствующие потребностям сценария ведомства с их ресурсами. И, как правило, они вполне справляются, судя по имевшим место ЧС. Ресурсов им вполне хватало, т.к. их количество, запасы были рассчитаны по среднестатистическим данным прошлых лет.

Но наибольший интерес представляет рассмотрение комплексных сценариев, когда одновременно (или с некоторым временным смещением) срабатывает несколько сценариев, каждый из которых требует своей доли общих ресурсов. В подобных случаях для обеспечения эффективной работы всей РСЧС на разных ее уровнях должны решаться задачи текущего оптимального распределения ограниченных ресурсов, а также оптимального оперативного пополнения необходимых ресурсов в условиях оптимального распределения (между этими направлениями) финансовых средств.

Именно комплекс моделей динамического управления таким множеством ресурсов и представляет интерес для оценивания эффективности функционирования и управления в РСЧС в нестационарных условиях «срабатывания» комплекса сценариев. Подобный комплекс моделей позволил бы проводить стресс-тестирование для выбора оптимальных параметров системы (РСЧС) и/или использовать его как один из элементов в контуре управления.

В идеальном варианте можно представить себе такую сложную, иерархически устроенную, систему управления (аналогичную РСЧС), у которой в ее ПВП запасы минимальны или отсутствуют вовсе, а в случае необходимости могут быть предоставлены соответствующими производствами. Т.е. для подобных систем возможна организация, аналогичная системе «точно вовремя» [288]. У подобных систем много достоинств, например, минимум замороженных активов, поставляемые запасы всегда свежие и др. Очевидно, имеются и минусы, например, система цепочек поставок должна работать «как часы» и т.п. Все эти варианты и версии требуют отдельных исследований и моделирования.

Но, учитывая необходимость огромного объема работ по указанному комплексу моделей, в рамках данного исследования рассматривается лишь задача оценивания эффективности функционирования системы на уровне ВСП самого верхнего уровня иерархии по данным (оценкам эффективности), полученным от ПВП самого нижнего уровня. Все расчеты выполняются в предположении использования инструментария экспертного оценивания [38,

167], статистического имитационного моделирования и искусственных нейронных сетей [260].

5.3.2. Состав и основные функции системы

Система реагирования на чрезвычайные ситуации в РФ, согласно директивным документам [302, 310], включает 21 федеральный орган исполнительной власти (резиденты) с соответствующими функциональными подсистемами (табл. 5.24). Однако, для обеспечения большей функциональной полноты в этот состав добавлена и такая подсистема, как Федеральная пограничная служба (принадлежность ФСБ РФ). Это обусловлено такими событиями последнего времени, как пандемия, требующая гибкого и оперативного управления перекрытием границ РФ на тех или иных участках в обеспечение карантинных мероприятий.

Таблица 5.24 - Состав РСЧС. Резиденты и их функциональные подсистемы

№	Резиденты (ФОИВ) РСЧС	Функциональные подсистемы
1	МВД РФ	1.1. Охраны общественного порядка
2	МЧС РФ	2.1. Мониторинга, лабораторного контроля и прогнозирования чрезвычайных ситуаций 2.2. Предупреждения и тушения пожаров 2.3. Предупреждения и ликвидации ЧС на подводных потенциально опасных объектах во внутренних водах и территориальном море РФ 2.4. Координации деятельности по поиску и спасанию людей во внутренних водах и территориальном море РФ
3	МО РФ	3.1. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций Вооруженных Сил РФ
4	Минздрав РФ	4.1. Всероссийской службы медицины катастроф 4.2. Медико-санитарной помощи пострадавшим в ЧС в организациях (на объектах), находящихся в ведении ФМБА РФ, а также организаций и территорий, обслуживаемых ФМБА РФ 4.3. Резервов медицинских ресурсов
5	Минтруд РФ	5.1. Социальной защиты населения, пострадавшего от чрезвычайных ситуаций
6	Минобрнауки РФ	6.1. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций в сфере деятельности Минобрнауки РФ
7	Минпросвещения РФ	7.1. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций в сфере деятельности Минпросвещения РФ
8	Минприроды РФ	8.1. Противоавардных мероприятий и безопасности гидротехнических сооружений, находящихся в ведении Росводресурсов 8.2. Мониторинга состояния недр (Роснедра) 8.3. Наблюдения, оценки и прогноза опасных гидрометеорологических и гелиогеофизических явлений и загрязнения окружающей среды (Росгидромет) 8.4. Предупреждения о цунами (Росгидромет совместно с Геофизической службой РАН, МЧС РФ, Минкомсвязью РФ, администрациями субъектов РФ в Дальневосточном регионе) 8.5. Федерального государственного экологического надзора (Росприроднадзор) 8.6. Охраны лесов от пожаров и защиты их от вредителей и болезней леса (Рослесхоз)
9	Минпромторг РФ	9.1. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций в организациях (на объектах), находящихся в ведении Минпромторга РФ и Росстандарта 9.2. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций в организациях (на объектах) оборонно-промышленного комплекса 9.3. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций в организациях (на объектах) гражданских отраслей промышленности 9.4. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций в организациях (на объектах) уничтожения химического оружия

№	Резиденты (ФОИВ) РСЧС	Функциональные подсистемы
10	Минтранс РФ	10.1. Транспортного обеспечения ликвидации чрезвычайных ситуаций
		10.2. Организации и координации деятельности поисковых и аварийно-спасательных служб (как российских, так и иностранных) при поиске и спасении людей и судов, терпящих бедствие на море в поисково-спасательных районах РФ (Росморречфлот)
		10.3. Организации работ по предупреждению и ликвидации разливов нефти и нефтепродуктов в море с судов и объектов независимо от их ведомственной и национальной принадлежности (Росморречфлот)
		10.4. Организации работ по предупреждению и ликвидации разливов нефти и нефтепродуктов на внутренних водных путях с судов и объектов морского и речного транспорта (Росморречфлот)
		10.5. Поискового и аварийно-спасательного обеспечения полетов гражданской авиации (Росавиация)
		10.6. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций на железнодорожном транспорте (Росжелдор)
11	Минкомсвязи РФ	11.1. Информационно-технологической инфраструктуры
		11.2. Электросвязи и почтовой связи
12	Минсельхоз РФ	12.1. Защиты сельскохозяйственных животных
		12.2. Защиты сельскохозяйственных растений
		12.3. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций в организациях (на объектах), находящихся в ведении и входящих в сферу деятельности Минсельхоза РФ
		12.4. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций в организациях (на объектах), находящихся в ведении или входящих в сферу деятельности Росрыболовства
13	Минэкономразвития РФ	13.1. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций в сфере деятельности Роспатента
14	Росатом	14.1. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций в организациях (на объектах), находящихся в ведении и входящих в сферу деятельности Госкорпорации «Росатом»
15	Минэнерго РФ	15.1. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций в организациях (на объектах) топливно-энергетического комплекса и в организациях (на объектах), находящихся в ведении Минэнерго РФ
16	Ростехнадзор	16.1. Контроля за ядерно- и радиационно опасными объектами
		16.2. Контроля за химически опасными и взрывопожароопасными объектами
17	Роскосмос	17.1. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций на потенциально опасных объектах и критически важных объектах, входящих в сферу деятельности Госкорпорации «Роскосмос»
18	Минстрой РФ	18.1. Защиты городов, населенных пунктов от аварий, катастроф и стихийных бедствий
		18.2. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций в организациях (на объектах), находящихся в ведении и входящих в сферу деятельности Минстроя РФ
19	Роспотребнадзор	19.1. Надзора за санитарно-эпидемиологической обстановкой
20	Росгвардия	20.1. Предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций войск национальной гвардии РФ
21	Росрезерв	21.1. Государственного материального резерва
22	ФСБ РФ	22.1. Пограничная служба

Структура (фрагмент) взаимосвязи (подчиненности) подсистем резидентов (федеральных органов исполнительной власти - ФОИВ) приведена на рис. 5.45.

Эффективность реагирования РСЧС зависит как от функциональных возможностей подсистем (внутренние факторы), так и от возникающих ЧС (внешние факторы). Реагирование на ЧС можно представить играми с природой, где противник использует свои стратегии непредсказуемым образом. Однако эта игра не относится к классу антагонистических [302], в которых противник действует всегда наилучшим (для первого игрока) образом.

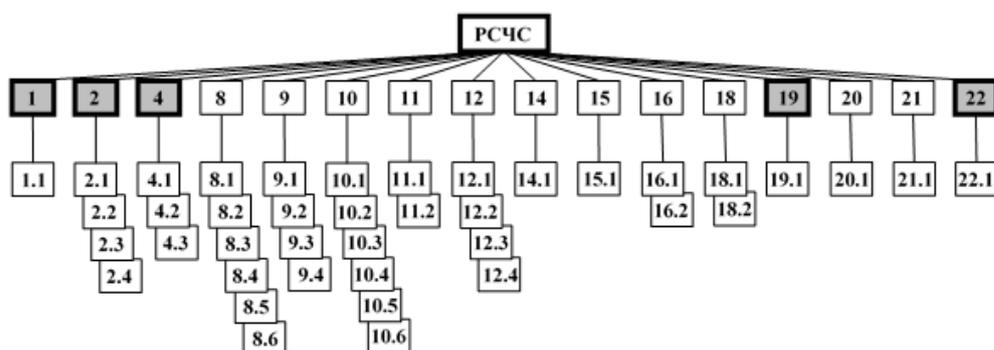


Рисунок 5.45 - Структура РСЧС для комплексного сценария

Аналогами чистых стратегий природы могут служить частные сценарии развития событий при ЧС (далее - сценарии), соответствующие направлениям деятельности МЧС РФ [250]. Такими сценариями могут быть, например, следующие:

Сценарий 1 - Пожары в городской и сельской местности, в лесах (по всей территории РФ) с интенсивностью, соответствующей типовой статистике.

Сценарий 2 - Аварии и катастрофы техногенного и природного характера (на АЭС, ГЭС, на крупных производствах и на оборонных объектах и т.п.) различных масштабов.

Сценарий 3 - Паводки при обильных дождях в паводкоопасных районах РФ.

Сценарий 4 - Эпидемии в отдельных регионах РФ и пандемии.

Сценарий 5 - ЧС во внутренних и внешних акваториях РФ.

Каждый из сценариев имеет свои показатели масштабов, интенсивности возникновения и динамики развития, которые требуют соответствующего им ресурсного обеспечения из резервов и пополнения от производства. Ресурсы, как любые запасы, ограничены и, как правило, пополняемы (возобновляемы). Динамика пополнения ресурсов также имеет свои ограничения, поэтому в тех случаях, когда потребности в ресурсах превышают имеющиеся текущие возможности обеспечения и пополнения, может возникать дефицит, приводящий к снижению эффективности функционирования РСЧС.

Таким образом, РСЧС можно считать большой системой массового обслуживания, обрабатывающей смесь случайных потоков заявок (сценариев) различной интенсивности и ресурсоемкости. Поток расходования разнообразных ресурсов очевидно носит случайный характер. Поток восстановления израсходованных ресурсов должен быть синхронизирован (согласован) с потоком расходования для того, чтобы обеспечить необходимые объемы страховых запасов и, соответственно, желаемый уровень эффективности функционирования системы.

Различные сценарии могут требовать привлечения ведомств, предоставляющих свои специфические ресурсы. В тех случаях, когда действует комбинированный сценарий (как смесь частных) может возникать потребность в ресурсах отдельных ведомств, превышающая их возможности. А это приводит к задаче оптимального распределения ограниченных ресурсов с определенной потерей эффективности ведомств, получивших ограниченные объемы ресурсов, а значит и интегральной эффективности функционирования системы в целом.

В табл. 5.25 приведен гипотетический пример трех частных сценариев и их потребностей в привлечении ресурсов ведомств, участвующих в них (их функциональных подсистем - см. табл. 5.24).

Таблица 5.25 - Участие функциональных подсистем резидентов в сценариях

Резиденты:	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
Сценарий 1	1	1		1				1	1		1				1			1	1		1	
Сценарий 2	1	1		1					1	1	1	1		1		1			1	1	1	1
Сценарий 3	1	1		1				1			1	1							1			
Сцен. компл.	3	3	0	3	0	0	0	2	2	1	3	2	0	1	1	1	0	1	3	1	2	1

Символ «1» в таблице означает потребность участия в данном сценарии соответствующего ведомства с его ресурсами (силами и средствами). В тех случаях, когда срабатывают одновременно все три сценария (сценарий комплексный), от некоторых ведомств требуется участие одновременно в двух или трех частных сценариях, что требует обеспечения ресурсами их (объектов ЧС) всех. В строке «Сценарий комплексный» табл. 5.25 цифры отражают общую потребность в условных единицах.

5.3.3. Постановка задачи

Целью моделирования систем, аналогичных рассматриваемых в работе, как и принято в рамках методологии исследования операций [365], является оценивание их эффективности для решения возложенных на систему задач. Полученные с помощью модели оценки позволяют вырабатывать оперативные управляющие воздействия на объект управления и/или вносить изменения в структуру иерархической системы управления [376].

Эффективность РСЧС, как и любой сложной системы, описывается множеством показателей, отражающих различные стороны функционирования [303, 376]. Однако, для вышестоящих уровней управления важным является наличие некоторого обобщенного показателя, объединяющего в себе множество частных. Будем предполагать, что на нижних уровнях иерархии управления (рис. 5.45) есть возможность оценивания интегральных показателей соответствующих звеньев с помощью методов экспертных оценок (реализованных в виде интерактивных тестов, фрагмент примера одного из которых приведен в табл. 5.26).

Таблица 5.26 - Показатели, характеризующие состояние сил и средств МЧС РФ (тест № g)

№ п/п ($i = 1, \dots, I_g$)	Тестовые вопросы	Значение (s_{gi})	Вес (μ_{gi})
1	Доля пожарно-спасательного оборудования, находящегося в состоянии полной готовности (от 0 до 1)	s_{g1}	μ_{g1}
2	Текущий уровень профессиональной подготовленности личного состава (от 0 до 1)	s_{g2}	μ_{g2}
...
I_g	Текущее состояние транспортной инфраструктуры закрепленного за подразделением региона (от 0 до 1)	s_{gI_g}	μ_{gI_g}
Итоговый показатель по тесту:			x_g

Интегральный показатель, вычисляемый по тесту для отдельного подведомственного звена системы, имеет вид [125]:

$$x_g = \sum_{i=1}^{I_g} \mu_{gi} s_{gi}. \quad (5.33)$$

Здесь: i – номер показателя в g -ом тесте (или g -ой ПВП); I_g – число показателей в g -ом тесте; s_{gi} – значение ответа на вопрос по i -ому показателю в g -ом тесте; μ_{gi} – весовой коэффициент i -ого показателя в g -ом тесте; для всех весовых коэффициентов должно выполняться условие нормировки: $\sum_{i=1}^{I_g} \mu_{gi} = 1$. Подобные тесты могут заполняться непосредственно компетентным лицом, уполномоченным давать текущие оценки s_{gi} и/или соответствующие им веса μ_{gi} . Оценки могут быть получены и с использованием методов парных сравнений [165], позволяющих получить максимально надежные индивидуальные оценки. При этом для еще большего повышения надежности оценок может быть использована и групповая экспертиза. Однако, организация экспертизы на самом нижнем (первичном) уровне иерархии управления не является предметом рассмотрения в данной работе. Здесь будем считать, что

необходимые оценки на самом нижнем уровне иерархии управления (в ПВП) получены и для вышестоящего подразделения (ВСП) возникает задача назначения весов оценкам, полученным от ПВП. Свертку оценок ПВП на уровне ВСП будем искать в аддитивной форме:

$$y = \sum_{g=1}^G \gamma_g x_g, \quad (5.34)$$

где для весов γ_g также должно выполняться условие нормировки: $\sum_{g=1}^G \gamma_g = 1$, здесь индекс g имеет смысл номера ПВП.

Вычисление интегрального показателя по формуле (5.34) является *прямой задачей* вычисления оценок вышестоящей организацией по аналогичным оценкам, полученным от всех подведомственных данного ВСП подразделений (ПВП). В реальной действительности для получения надежных оценок показателя y необходимо иметь и надежные оценки весов аддитивной свертки γ_g . Однако, как показывают исследования [77, 78, 102], ЛПР может успешно оперировать лишь с привычными ему объектами, в данном контексте - с конечными оценками y , а не с весами важности γ_g поступивших от ПВП их частных оценок x_g .

Поэтому в работе ставится *обратная задача*: имея выборку из K наблюдений оценок интегральных показателей ВСП $\{y\}$, которые даны компетентными ЛПР ВСП на основании оценок $\{x_g\}$, полученных ими от ПВП, построить (восстановить) оценки весовых коэффициентов γ_g .

Полученные таким образом оценки коэффициентов γ_g в дальнейшем могут быть использованы и в режиме решения прямой задачи вычисления интегрального показателя ВСП. Такая задача может быть решена для любого ВСП в многоуровневой иерархии управления. Тогда для получения интегральной оценки любого ВСП достаточно иметь лишь оценки эффективности функционирования ПВП самых нижних уровней, где данные могут формироваться как экспертным (субъективным) путем, так и по объективным данным, в некоторых случаях и автоматически из базы данных учетных систем (например, количество готовых пожарных автомобилей в депо пожарно-спасательной части и т.п.). Таким образом, степень субъективности оценок текущей эффективности может быть сведена к минимуму. Подобные оценки γ_g могут быть построены как в режиме нормального функционирования системы, так и по результатам учений или деловой игры для различных сценариев, и затем использоваться в зависимости от текущего рабочего сценария.

5.3.4. Решение задачи

Поскольку поставленная задача относится к классу ретроспективной идентификации параметров модели заданной структуры (линейная модель (5.34)), то можно воспользоваться инструментарием регрессионного анализа [163, 334] и/или обучаемых искусственных нейронных сетей [260]. Воспользуемся и тем и другим с последующим их сравнительным анализом.

5.3.4.1. Модельный пример

Проиллюстрируем решение задачи на модельном примере. Моделирование выполнено для сокращенной структуры, представленной на рис. 5.45, в которой участвуют лишь функциональные подсистемы 1, 2, 4, 19, 22 (тонированы на рис. 5.45 и в табл. 5.25). Такая сокращенная структура характерна, например, для случая пандемии, когда максимальная нагрузка приходится на Минздрав, но кроме того в качестве обеспечивающих участвуют МВД (для соблюдения режима), МЧС, Роспотребнадзор (РПН - для тестирования населения) и Госпогранслужба (ФСБ) для соблюдения пропускных режимов на границах.

Рассмотрено взаимодействие двух верхних уровней (рис. 5.45), где ВСП - это самый верхний уровень РСЧС, а ПВП - это министерства и ведомства, подчиненные ему непосредственно. Модельные значения весовых коэффициентов γ_g приняты соответственно: 0,1; 0,2; 0,4; 0,1; 0,2. Эти значения и предстоит оценить в процессе решения обратной задачи.

Имитационное моделирование проведено на основе выборки из $K = 50$ наблюдений, состоящей из выборки $\{x_g\}$ (значения нормированы, т.е. могут принимать значения от 0 до 1) и выборки интегральных показателей $\{y\}$, им соответствующих, и также нормированных. В табл. 5.27 приведен фрагмент выборки наблюдений.

Таблица 5.27 - Фрагмент выборки наблюдений

№ набл.	МВД	МЧС	МЗ	РПН	ФСБ	РСЧС
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	y
1	0,244	0,570	0,706	0,536	0,924	0,665
2	0,235	0,417	0,41	0,515	0,794	0,486
...
50	0,492	0,483	0,597	0,33	0,933	0,602

Значения x_i имитировались с помощью случайных чисел, имеющих β -распределение. Этот вид двухпараметрического распределения выбран для имитации в связи с тем, что оно определено на интервале $[0; 1]$ и позволяет представлять широкий спектр случайных величин - от равномерного до квазинормального. Плотность его распределения имеет вид:

$$f(\alpha, \beta) = \frac{x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)}, \quad (5.35)$$

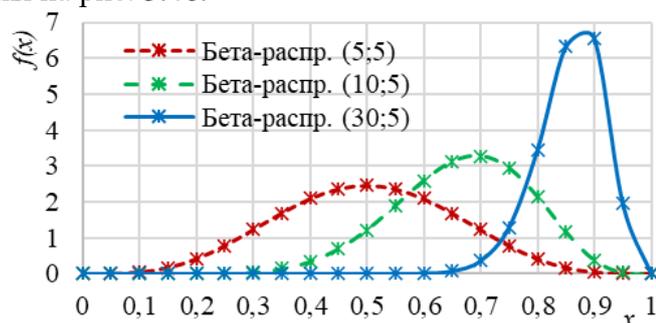
где $B(\alpha, \beta)$ - β - функция вида:

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1} dx, \quad (5.36)$$

математическое ожидание и дисперсия - соответственно:

$$m_x = \frac{\alpha}{\alpha + \beta}; \quad D_x = \frac{\alpha\beta}{(\alpha + \beta)^2(\alpha + \beta + 1)}. \quad (5.37)$$

В основу имитации значений x_i положен принцип ограниченности ресурсов ПВП, в соответствии с которым все ПВП разбиты на три категории в зависимости от того, в каком количестве частных сценариев одновременно они участвуют при реализации комплексного сценария (см. табл. 5.25). Поэтому, чем больше показатель количества одновременно обслуживаемых сценариев имеет ПВП, тем меньшее среднее значение имеет его β -распределение. Параметры (α, β) для β -распределений, соответствующих этим трем группам, имеют соответственно значения $(5; 5)$, $(10; 5)$, $(30; 5)$, а соответствующие им графики плотностей распределения приведены на рис. 5.46.

Рисунок 5.46 - Плотности β -распределения оценок показателей трех категорий ПВП

Математические ожидания и среднеквадратические отклонения ($m_x; \sigma_x$) этих трех распределений имеют значения соответственно: $(0,50; 0,15)$, $(0,67; 0,12)$, $(0,86; 0,06)$. Гистограмма имитированных (в среде *MS Excel*) β -распределенных случайных величин для всех ПВП самого нижнего уровня иерархической системы (по выборкам объемом 1000 наблюдений для каждой) приведена на рис. 5.47. Фрагмент этих выборок и представлен в колонках x_1, \dots, x_5 табл. 5.27.

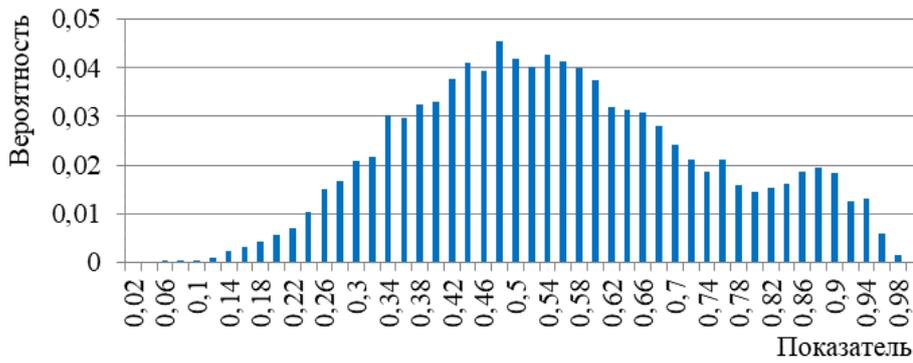


Рисунок 5.47 - Гистограмма β -распределенных значений оценок x_i показателей пяти моделируемых подсистем

Значения выходных показателей (y) выборки вычислены в соответствии с выражением (5.34) и принятыми модельными значениями весовых коэффициентов γ_g . Гистограмма величин оценок показателей y (объемом 1000 значений, соответствующих входным x_i) представлена на рис. 5.48.



Рисунок 5.48 - Гистограмма значений выходных оценок y и ее гауссова аппроксимация

Там же, на рис. 5.48, приведена и аппроксимация выходных величин гауссовым распределением, построенная с помощью метода наименьших квадратов и нормализованная. Как видно по рис. 5.48, нормальное распределение достаточно хорошо описывает значения случайных величин на верхнем уровне иерархии (ВСП - РСЧС). Это объясняется известным из математической статистики свойством нормализации суммы произвольно распределенных случайных величин. В данном примере это свойство проявляется уже для пяти взвешенных β -распределенных случайных величин.

Для дальнейшего решения поставленной обратной задачи была использована не вся выборка в 1000 наблюдений, а лишь 50 из них. Минимально приемлемый для практических приложений объем выборки в данной работе не определялся, т.к. требует большого объема статистических испытаний и может служить темой отдельного исследования.

5.3.4.2. Регрессионный анализ

Для построения модели, связывающей наблюдаемые входные значения x_i и отклик на них (y) - был проведен регрессионный анализ (в среде *MS Excel*) по выборке переменного объемом (от 1 до 50). Результаты анализа в графическом виде приведены на рис. 5.49, где, в зависимости от объема выборки (шаги наблюдений) показана сходимости значений искомых оценок («Вес ПС i » - веса пяти подсистем, участвующих в комплексном сценарии) к их модельным значениям («Мод. вес i »). Кроме того, на рис. 5.49 приведены графики погрешности прогнозирования на основе регрессионной модели с текущими значениями оценок весов (коэффициентов модели) и значения коэффициента детерминации (R^2) модели (« R^2 »).

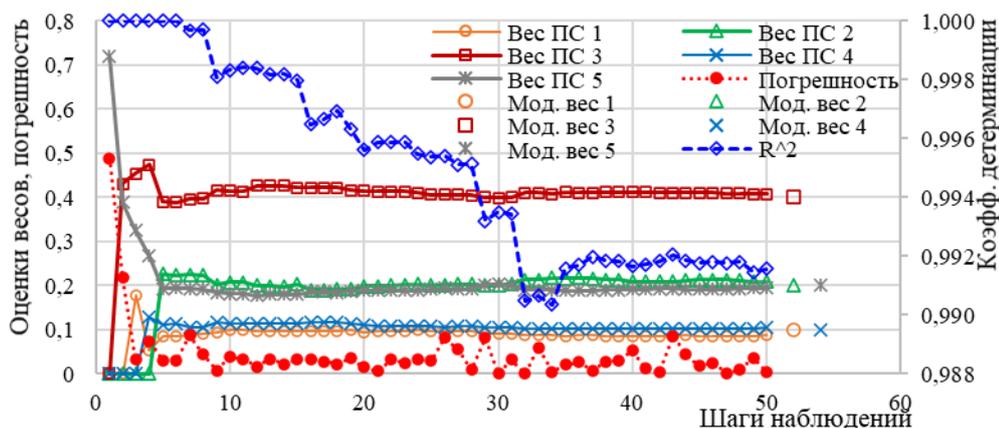


Рисунок 5.49 - Результаты регрессионного анализа с переменным объемом выборки

Погрешность вычислялась как абсолютное значение разности между прогнозным значением, построенным по текущей регрессионной модели, и значением отклика (y) текущего шага выборки. Видно, что прогностические свойства модели достаточно высокие, начиная уже с 5-го шага, и остаются в среднем около 5% до конца наблюдений.

Значения коэффициентов регрессии также сходятся достаточно быстро и становятся достаточно стабильными уже с 5-го шага, сходясь к своим модельным значениям.

Значения коэффициента детерминации стабилизируются примерно с 35-го шага и остаются на уровне около значения $R^2 = 0,992$. Это значение обычно интерпретируется как то, что 99,2% выборки можно объяснить с помощью построенной модели.

Итоговое уравнение регрессии с искомыми коэффициентами как весами γ_g , отражающими вклад подсистем в общий эффект на уровне ВСП (РСЧС) и как результат решения обратной задачи, имеет вид:

$$y = 0,087x_1 + 0,209x_2 + 0,407x_3 + 0,104x_4 + 0,194x_5. \quad (5.38)$$

Это уравнение в дальнейшем может быть использовано и для решения прямой задачи (для рассматриваемого сценария) - оценивания показателя эффективности на уровне РСЧС по показателям, полученным от нижележащих подсистем (ПВП). При этом уже не потребуется участие экспертов для определения весовых коэффициентов значимости той или иной подсистемы в общем эффекте.

В тех случаях, когда вычисленный таким образом показатель будет представляться ЛПР, его использующему, недостаточно адекватным, данное мнение ЛПР, как эксперта, может быть учтено для коррекции весов (этот алгоритм в работе не рассматривается) или для обновления весов описанная выше процедура может быть проделана вновь.

5.3.4.3. Нейросетевое моделирование

Для сопоставления качества модели (5.38) с другими вариантами в работе построена и нейросетевая модель.

Искусственные нейронные сети (ИНС) [260], как и регрессионные модели, относятся к классу статистических моделей, однако ИНС существуют как отдельная интенсивно развивающаяся ветвь прикладной статистики.

Для построения модели, позволяющей оценивать текущую эффективность работы РСЧС, была построена нейронная сеть на основе использования модуля *STATISTICA Automated Neural Networks (SANN)* программной среды *STATISTICA 10* [10].

SANN, как инструментальная среда, выполняет в автоматическом режиме (*Automated*) за пользователя основные трудоемкие рутинные процедуры по построению ИНС необходимой архитектуры (многослойный перцептрон - МСП/*MLP* или сеть радиальных базисных функций - РБФ), с различным количеством нейронов в скрытом слое. Обучение ИНС (вычисление весовых коэффициентов связей элементов ИНС) выполняется с помощью той или иной встроенной

поисковой процедуры (обычно это квазиньютоновский метод *BFGS* [260] или метод сопряженных градиентов или градиентный спуск, иногда генетические алгоритмы) с использованием в нейронах различных функций активации (логистических, гиперболических, тождественных и др.). При этом *SANN* может строить, обучать и тестировать в одном сеансе множество альтернативных ИНС, вычисляя показатели каждого варианта сети.

Пользователю остается лишь выполнить предварительные настройки (задать количество, типы ИНС и ряд других перечисленных выше параметров), запустить процесс построения сетей и по его окончании выполнить постанализ, сравнив показатели построенных сетей, и выбрать наилучшую ИНС для дальнейшего расширенного ее анализа и/или использования в соответствующих прикладных исследованиях, в том числе, при необходимости и для ее включения в контур управления. Среда *SANN* предоставляет достаточно широкие возможности по сохранению построенной сети либо в своем собственном формате (для дальнейших исследований), либо в виде модуля на одном из языков программирования (например, *C* или *C++*), для встраивания его в соответствующие прикладные программы.

Параметры нейронных сетей

Обучение множества нейронных сетей проводилось на той же выборке объемом в 50 наблюдений, фрагмент которых приведен в табл. 5.27.

Параметры построения сетей средствами *SANN* были заданы следующие:

- архитектура ИНС - многослойный перцептрон (*MLP*);
- диапазон варьирования количества нейронов в единственном скрытом слое - от 3 до 11;
- количество обучаемых сетей - 50, из которых следует сохранить 12;
- функция ошибки - сумма квадратов;
- функции активации - тождественная, логистическая, гиперболическая;
- алгоритм обучения - *BFGS* (квазиньютоновский).

В табл. 5.28 приведены показатели 12-ти наилучших сетей, построенных *SANN* по заданным параметрам моделирования.

Таблица 5.28 - Показатели двенадцати наилучших из построенных нейронных сетей

N	Архитектура сети	Производительность обучения	Контрольная производительность	Тестовая производительность	Ошибка обучения	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка	Функция активации скрытых нейронов	Функция активации выходных нейронов
1	<i>MLP 5-9-1</i>	0,9939	0,9979	0,9980	0,000036	0,000010	0,000012	Тождеств.	Тождеств.
2	<i>MLP 5-3-1</i>	0,9959	0,9978	0,9938	0,000021	0,000011	0,000031	Тождеств.	Тождеств.
3	<i>MLP 5-4-1</i>	0,9944	0,9979	0,9986	0,000031	0,000007	0,000009	Тождеств.	Тождеств.
4	<i>MLP 5-3-1</i>	0,9944	0,9987	0,9979	0,000028	0,000010	0,000015	Тождеств.	Тождеств.
5	<i>MLP 5-11-1</i>	0,9938	0,9976	0,9981	0,000037	0,000010	0,000012	Тождеств.	Тождеств.
6	<i>MLP 5-5-1</i>	0,9959	0,9963	0,9911	0,000020	0,000013	0,000032	Гипербол.	Тождеств.
7	<i>MLP 5-5-1</i>	0,9963	0,9976	0,9919	0,000018	0,000009	0,000030	Гипербол.	Тождеств.
8	<i>MLP 5-4-1</i>	0,9931	0,9983	0,9890	0,000041	0,000008	0,000044	Логистич.	Логистич.
9	<i>MLP 5-7-1</i>	0,9965	0,9953	0,9884	0,000017	0,000016	0,000066	Логистич.	Логистич.
10	<i>MLP 5-5-1</i>	0,9942	0,9936	0,9894	0,000030	0,000023	0,000056	Логистич.	Логистич.
11	<i>MLP 5-7-1</i>	0,9980	0,9955	0,9966	0,000010	0,000018	0,000015	Логистич.	Логистич.
12	<i>MLP 5-6-1</i>	0,9935	0,9962	0,9887	0,000036	0,000014	0,000046	Логистич.	Логистич.

В процессе обучения ИНС, при задании конфигурации очередной сети, *SANN* варьирует параметры случайным образом из множества заданных. Структура сети кодируется в виде *MLP a-b-c*, где *a* - количество входов сети (в нашем модельном примере их 5, т.е. x_1, \dots, x_5); *b* - количество нейронов в скрытом слое; *c* - количество выходов сети (в нашем примере - один, т.е. *y*) и, соответственно, количество нейронов в выходном слое.

Используемые в данной генерации нейронных сетей три варианта функции активации (в

общем виде - $A(z)$) представлены на рис. 5.50, а их выражения, соответственно, тождественная, логистическая и гиперболическая (гиперболический тангенс) следующие:

$$E(z) = z; L(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}; H(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (5.39)$$

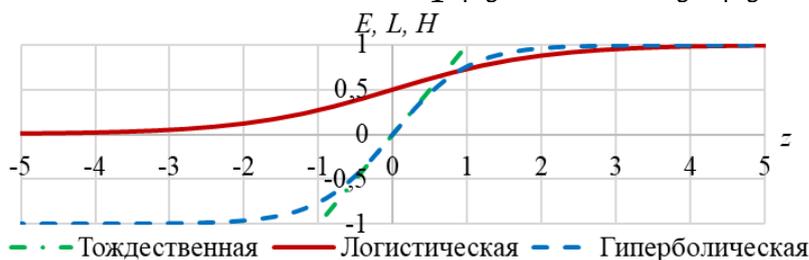


Рисунок 5.50 - Варианты функций активации, рассматриваемые при построении ИНС

В каждом нейроне реализуется следующая функциональная зависимость, связывающая его n входов с единственным выходом:

$$v = A \left(\sum_{k=0}^n w_k u_k \right), \quad (5.40)$$

где v - значение выходной переменной нейрона; u_1, \dots, u_n - значения входных переменных нейрона; $u_0 \equiv 1$ - порог, необходимый для формирования постоянной составляющей (смещения); w_0 - вес, определяющий величину постоянного смещения на входе нейрона; w_1, \dots, w_n - весовые коэффициенты (веса) входных переменных нейрона.

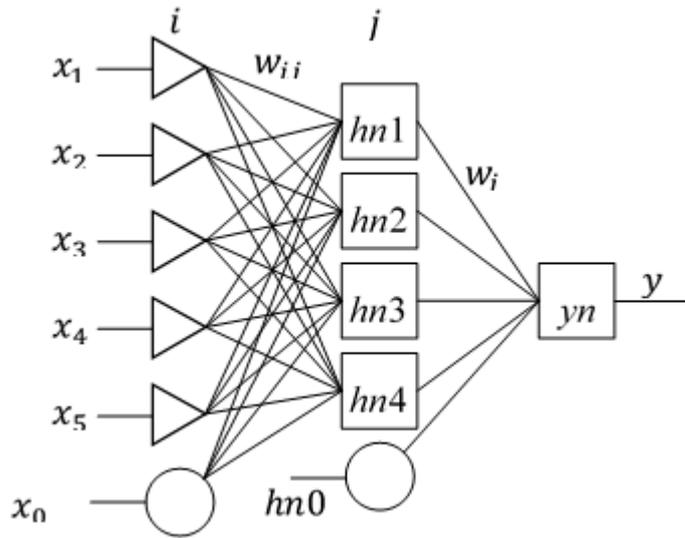
Обучение нейронной сети на обучающей выборке, содержащей совокупность входных переменных $\{\bar{x}_t\}$ (где t - текущий номер наблюдения, $t = 1, \dots, T$) и соответствующих им выходных переменных (отклика) $\{\bar{y}_t\}$, заключается в поиске значений вектора весов $\bar{w} \triangleq [w_0 \ w_1 \ \dots \ w_n]^T$, где T - символ транспонирования, минимизирующих некоторую функцию невязки, в качестве которой часто используется сумма квадратов разностей прогнозных и наблюдаемых выходных значений сети. Все сети, приведенные в табл. 5.28, были построены с помощью применения поискового квазиньютоновского метода *BFGS* [260].

В соответствии с технологией построения ИНС, применяемой в *SANN*, вся исходная выборка делится на три части:

- по первой (*обучающая выборка* - объемом 70% от полной) производится обучение нейронной сети;
- по второй проводится контроль построенной сети (*контрольная выборка* - 15%) после каждого шага обучения (эпохи). Обучение продолжается до тех пор, пока уменьшается ошибка на контрольной выборке;
- по третьей осуществляется окончательное тестирование построенной сети (*тестовая/проверочная выборка* - 15%) и эти значения в табл. 5.28 находятся в колонке «Тестовая производительность».

Производительность ИНС показывает, насколько хорошо она может предсказывать данные, которые не использовались при обучении. Показателем производительности для задач регрессии в *SANN* служит коэффициент корреляции между целевым (из контрольной или тестовой выборки) и предсказанным (сетью) значением выходной переменной. Для ИНС он является некоторым аналогом такого показателя, как коэффициент детерминации (R^2) в регрессионном анализе.

В теории нейронных сетей [31, 356, 443] нет однозначных рекомендаций, как по показателям, приведенным в табл. 5.28, выбрать наилучшую сеть. На практике [139] часто важным полагается показатель *контрольной производительности* и соответствующая ему величина *контрольной ошибки*. Именно по такому критерию из 12 ИНС, представленных в табл. 5.28, выбрана сеть № 8 архитектуры *MLP 5-4-1* (выделена жирным шрифтом), конфигурация которой представлена на рис. 5.51.

Рисунок 5.51 - Искусственная нейронная сеть *MLP 5-4-1*

На рис. 5.51 прямоугольниками изображены нейроны, из которых четыре нейрона (*hn1-hn4*) образуют скрытый слой и один (*yn*) - выходной слой. Треугольниками представлены входные сигналы (x_1, \dots, x_5). Круглыми элементами представлены пороги, формирующие смещения на нейроны, они всегда имеют единичное значение на входе. Каждая из связей (ребра графа) имеет свой вес - w_{ij} - от входов к нейронам скрытого слоя и w_j - от выходов нейронов скрытого слоя к единственному нейрону выходного слоя. Аналогичные веса имеют и пороговые элементы. Сеть, приведенная на рис. 5.51, представляет собой двухслойный перцептрон (*MLP 5-4-1*) на пять входов, один выход и четыре нейрона в скрытом слое. Весовые коэффициенты построенной (рис. 5.51) сети, как для скрытого слоя (w_{ij}), так и для выходного (w_j), приведены соответственно в табл. 5.29 и табл. 5.30.

Таблица 5.29 - Весовые коэффициенты нейронов и порога скрытого слоя

		Входы нейронов скрытого слоя			
		<i>hn1</i>	<i>hn2</i>	<i>hn3</i>	<i>hn4</i>
Входные переменные	Порог x_0	-1,480	-1,331	0,642	-6,176
	x_1	0,731	0,596	1,132	0,863
	x_2	1,101	1,466	2,388	1,121
	x_3	4,738	6,171	7,769	3,734
	x_4	0,237	0,147	1,359	1,397
	x_5	0,531	0,507	1,617	1,156

Таблица 5.30 - Весовые коэффициенты выходного нейрона и его порога

		Выходы нейронов скрытого слоя и порог выходного нейрона				
		<i>hn0</i>	<i>hn1</i>	<i>hn2</i>	<i>hn3</i>	<i>hn4</i>
Выход	y	-5,055	2,925	2,020	-0,254	4,491

Функция, реализуемая данной нейронной сетью может быть записана в следующем виде:

$$y = L_{yn} \left(\sum_{j=0}^4 w_j \cdot \left(L_{hn}^j \left(\sum_{i=0}^5 w_{ij} \cdot x_i \right) \right) \right). \quad (5.41)$$

Эта функция является нелинейной, в отличие от регрессионной модели (5.38), в силу нелинейности *логистических* функций активации, как на скрытом ($L_{hn}^j(z)$), так и на выходном

$(L_{yn}(z))$ слоях.

Модели (5.41) и (5.38) могут быть использованы для решения прямой задачи - оценивания показателя эффективности на уровне РСЧС для соответствующего комплексного сценария функционирования иерархической структуры.

5.3.4.4. Анализ и обсуждение результатов

1. В силу ограниченного характера данного исследования рассмотрены лишь статические комплексные сценарии, позволяющие рассмотреть отдельные временные срезы или установившиеся режимы ЧС. В дальнейших исследованиях важным представляется рассмотрение комплексных сценариев в динамике их возникновения и взаимовлияния, а также влияние на распределяемые общие ресурсы. Важными представляются и вопросы динамики восстановления пополняемых (возобновляемых) ресурсов и оптимального распределения ограниченных финансовых средств.

2. Если имеются дополнительные сведения об объемах необходимых ресурсов (сил и средств), привлекаемых от каждого резидента в том или ином сценарии, то точность моделирования можно существенно повысить, используя более детальную шкалу участия в табл. 5.25, например, на интервале $[0; 1]$. В рамках такого подхода можно рассматривать не только единый интегральный ресурс, а вектор различных ресурсов, специфичных для каждого резидента. Тогда мониторинг имеющихся ресурсов резидента может свидетельствовать о достаточном их уровне или о дефиците, в случае которого должны включаться механизмы оперативного пополнения запасов. В долгосрочной перспективе возникновение дефицита того или иного ресурса при реализации сценария свидетельствует о недостаточности страховых уровней запасов, что потребует решения задачи оптимального управления запасами (желательно в проактивном режиме на основе прогностических оценок).

3. В случае ситуаций, представимых комплексным сценарием при использовании непрерывной шкалы уровней вектора ресурсов возникает задача оптимального распределения ограниченных ресурсов (при их дефиците) между объектами ЧС. Кроме того, при комплексном сценарии может быть учтена относительная важность каждого из частных сценариев, в него входящих, например путем введения весовых коэффициентов.

4. Поскольку на эффективность модели существенное влияние оказывает адекватность ее реальным процессам, то важной стороной модели должно стать представление в ней реальных динамических процессов развития ситуации. Один из подходов на этом пути может состоять в том, что предложенную в работе статическую модель можно использовать как ряд вариантов с различными текущими значениями параметров используемых ресурсов (см. табл. 5.25).

5. Предложенная модель может служить основой для построения экспертной системы, необходимой для мониторинга и управления силами и средствами при ликвидации сложных ЧС, развивающихся по комплексным сценариям. Предложенная структура модели позволяет выполнить декомпозицию комплексного показателя эффективности и выявить тех резидентов и их конкретные функциональные подсистемы, которые являются критическими звеньями в РСЧС на текущий момент времени.

6. Включение в состав РСЧС и тех резидентов, которые отражают экономические процессы в стране и мире (Минфин, Минэкономразвития и др.), позволит более комплексно оценивать складывающиеся ситуации, выявлять корреляционные связи различных социальных, экономических, техногенных и других процессов и прогнозировать ситуации в одних сферах, по процессам, протекающим в других.

7. Для практического применения предложенных в работе моделей желательно знать и обоснованно предлагать минимальный объем выборки для решения обратной задачи оценивания весов, т.к. выборка строится как результаты экспертного оценивания, проводимого с привлечением квалифицированных экспертов. В данной работе минимально приемлемый для практического использования объем выборки практически не исследовался, т.к. это требует большого объема статистических испытаний и может служить темой отдельного исследования.

5.4. Алгоритм оценивания эффекта от снижения риска

Предложенные выше методы снижения риска за счет проведения проверок, как внутренних, так и внешних, а также за счет выявления приемлемого уровня риска при управлении ликвидацией пожаров, направлены на:

- улучшение временных показателей реагирования пожарных подразделений;
- повышение достоверности информации о состоянии сил и средств, используемой вышестоящими уровнями для принятия решений.

При этом желательно иметь и оценки повышения эффективности ГПС в конечных показателях ущерба (например, в процентах уменьшения прямого материального ущерба, количества погибших и травмированных людей - соответственно u_d, R_2, Q_2). Для оценивания эффекта от улучшения временных показателей реагирования воспользуемся уравнениями регрессии, связывающими временные показатели реагирования с показателями ущерба (см. главу 1).

Выявить эффект от повышения достоверности информации о состоянии сил и средств, на наш взгляд, не представляется возможным в силу отсутствия подобных данных в официальной статистике.

Логика взаимосвязи количества проверок с показателями реагирования

Как отмечалось выше, инструменты проверок имеют две большие составляющие: внешние проверки и внутренние проверки. Между ними принципиальная разница в том, что степень объективности внешних проверок, как правило, выше чем внутренних, т.к. руководители подведомственных подразделений заинтересованы в том, чтобы их показатели были в норме. А это может приводить к преднамеренному искажению данных внутренних проверок или к созданию условий проверки, в которых показатели будут иметь требуемые значения. Это явление учитывается в теории активных систем [64], инструменты которой позволяют компенсировать подобные искажения. Однако, в силу ограниченного объема данной работы, аспекты активных систем в данном исследовании не рассматриваются. В предлагаемых моделях полагается, что данные в межуровневом взаимодействии передаются без искажений.

Важную роль в обеспечении нормативных значений временных характеристик реагирования подразделений играют обучение и тренировки личного состава. В математической теории обучения/забывания [66, 226, 227] существуют модели, отражающие текущий уровень степени обученности персонала. Уровень сохранных знаний и навыков, как правило, в периоды между моментами обучения, убывает экспоненциально или в соответствии с другими монотонно убывающими функциями. Из этого следует, что при больших перерывах в тренировках и/или обучении навыки реагирования у личного состава могут снижаться, что приводит к ухудшению временных показателей реагирования и, соответственно, к росту показателей ущерба.

Проверки, внешние в большей степени, являются стимулирующим фактором для руководителей подразделений поддерживать показатели реагирования личного состава на должном уровне, в частности, путем тренировок и обучения. При этом, очевидно, чем чаще проверки, тем и чаще обучающие мероприятия и/или больше отводимого на них времени.

В регламентирующих документах МЧС заложены сроки повышения квалификации руководителями и специалистами различных подразделений и уровней [302, 310]. Однако, предлагаемые в работе модели и алгоритмы позволяют действовать более гибко с учетом конечного эффекта.

5.4.1. Статистический анализ показателей реагирования

Показатели реагирования по регионам

В статистических сборниках [297] приводятся временные показатели реагирования по всем 85 регионам РФ за ряд лет. В приложении 1 приведены некоторые из них. Эти показатели отражают большой массив данных о пожарах за тот или иной год в разрезе городской (город) или

сельской местности (село). Для анализа использованы данные по городам регионов за 2016 год.

По базовым показателям реагирования $\tau_{\text{сообщ}}$, $\tau_{\text{приб}}$, $\tau_{1 \text{ ств}}$, $\tau_{\text{лок}}$, $\tau_{\text{лик.откр}}$, $\tau_{\text{лик.посл}}$ построены гистограммы распределений (плотности относительных частот) и выполнена их аппроксимация гамма-распределением методом наименьших квадратов (МНК) с использованием надстройки «Поиск решений» и встроенных функций ГАММА.РАСП(), ГАММА.ОБР() MS Excel.

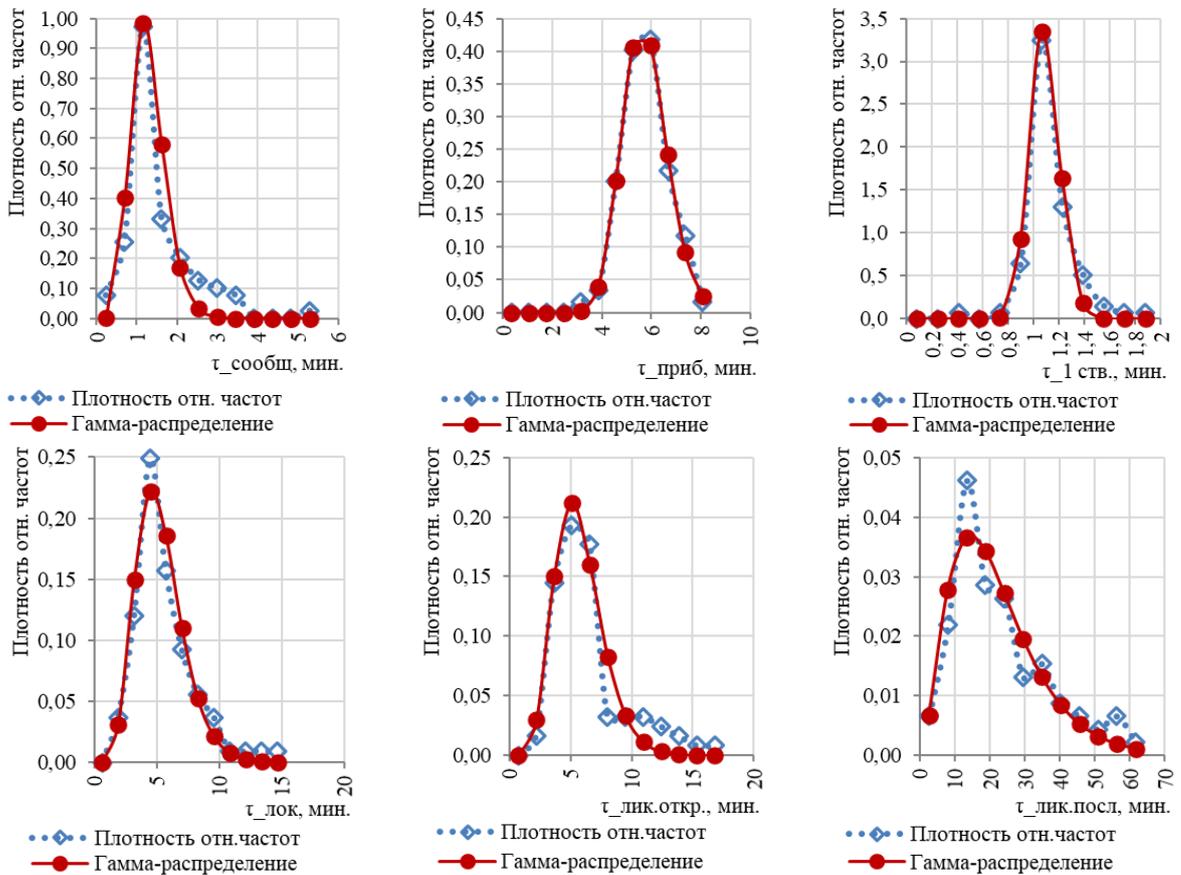
Плотность вероятностей Гамма-распределения определена лишь в неотрицательной области ($\tau \geq 0$) и имеет вид:

$$f(\tau, \alpha, \beta) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \tau^{\alpha-1} e^{-\frac{\tau}{\beta}}, \quad (5.42)$$

где $\Gamma(\alpha)$ – гамма-функция Эйлера; α – параметр формы; β – параметр масштаба; τ - переменная - время реагирования. Параметры аппроксимации временных показателей реагирования приведены в табл. 5.31, а графики - на рис. 5.52.

Таблица 5.31 - Параметры аппроксимации временных показателей

τ , мин	α	β	Среднее значение	СКО	Квантили γ -распределения							
					0,01	0,05	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,95
$\tau_{\text{сообщ}}$	9,15	0,14	1,29	0,43	0,51	0,68	0,78	0,92	1,03	1,14	1,24	2,06
$\tau_{\text{приб}}$	39,53	0,15	5,77	0,92	3,85	4,35	4,63	4,99	5,26	5,49	5,72	7,36
$\tau_{1 \text{ ств}}$	84,31	0,01	1,09	0,12	0,83	0,90	0,94	0,99	1,02	1,06	1,09	1,29
$\tau_{\text{лок}}$	7,72	0,68	5,27	1,90	1,87	2,58	3,03	3,65	4,14	4,59	5,05	8,73
$\tau_{\text{лик.откр}}$	8,35	0,69	5,72	1,98	2,13	2,90	3,38	4,03	4,54	5,02	5,50	9,32
$\tau_{\text{лик.посл}}$	2,94	7,46	21,93	12,79	3,10	5,87	7,95	11,12	13,90	16,63	19,50	46,28



В табл. 5.31 приведены параметры α, β , обеспечивающие точность приближения статистических данных с погрешностью, не превышающей 1%. Там же приведены средние значения и среднеквадратические отклонения (СКО) гамма-распределений, а также, для ряда уровней γ , соответствующие им квантили каждого из распределений (наименьшим значениям γ соответствуют меньшие значения времени реагирования).

Значения времени реагирования отражают, насколько быстро, в среднем по всем видам пожаров, случившимся за год в том или ином регионе, пожарные подразделения реагируют на возникающие пожары. Если учесть, что спектр вариантов пожаров по их сложности, продолжительности и другим характеристикам во всех регионах примерно одинаковый, то время реагирования, по-видимому, определяется уровнем подготовленности (обученности) личного состава. А значит, одни регионы обеспечивают очень быстрое реагирование, а в других - временные характеристики ниже средних.

В терминах параметров распределений, приведенных на рис. 5.52, можно говорить, что *проведение проверок может привести к повышению уровня подготовки личного состава*, а это, в свою очередь, приведет к *уменьшению времени реагирования до показателей наиболее передовых регионов*. Конкретные значения временных характеристик, соответствующих различным уровням эффективности реагирования регионов можно поставить в соответствие уровню γ квантиля распределения. Так уровню $\gamma=0,01$ соответствуют близкие к оптимальным значения времени реагирования, значению $\gamma=0,05$ - менее эффективные и т.п. Значения γ - квантилей (*шесть соответствующих показателей времени реагирования τ_i*) для сетки значений параметра γ приведены в табл. 5.31 (выделены жирным шрифтом).

Значения показателей ущерба, приведенные в статистических сборниках [297], соответствуют средним значениям временных характеристик. Поэтому мероприятия по проверке готовности подразделений и связанная с этим дополнительная подготовка личного состава может повысить показатели времени реагирования от нынешних средних до показателей передовых регионов, обеспечивающих малые величины времени реагирования, соответствующие уровням квантилей $\gamma \in [0,01; 0,5]$. Заметим, что квантиль уровня $\gamma = 0,5$ является медианой и может существенно отличаться от среднего значения гамма-распределения в силу его асимметрии. Графики изменения значений показателей реагирования, соответствующие различным уровням γ для построенных аппроксимаций гамма-распределения, приведены на рис. 5.53.

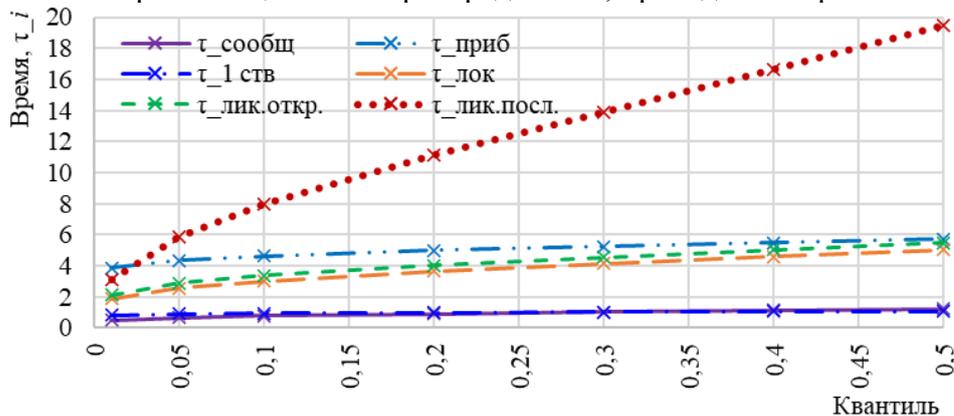


Рисунок 5.53 - Значения показателей времени реагирования для различных уровней γ квантилей

5.4.2. Оценивание показателей ущерба

Имея аппроксимации гамма-распределениями статистических данных о времени реагирования подразделений пожарной охраны для различных регионов, а также принимая во внимание регрессионные зависимости между ними и показателями ущерба, построенные в главе 1, можно оценить, насколько снизится ущерб, если во всех регионах (за счет проверок и обучения) показатели реагирования улучшатся до уровня передовых регионов. Значения показателей реагирования передовых регионов определяются уровнями $\gamma \in [0,01; 0,5]$. Чем

меньше значение γ , тем более передовым, по эффективности реагирования, следует считать регион.

Модели парной регрессии, используемые для оценивания степени улучшения показателей ущерба имеют следующий общий вид для города:

$$u_d(\tau_i) = a_0 + a_1\tau_i, \quad (5.43)$$

$$R_2(\tau_i) = b_0 + b_1\tau_i, \quad (5.44)$$

$$Q_2(\tau_i) = c_0 + c_1\tau_i, \quad (5.45)$$

где: τ_i - i -й показатель, отражающий время реагирования подразделений ($\tau_{\text{сообщ}}$, $\tau_{\text{приб}}$, $\tau_{1 \text{ ств}}$, $\tau_{\text{лок}}$, $\tau_{\text{лик.откр}}$, $\tau_{\text{лик.посл}}$); a_j, b_j, c_j - j -й коэффициент уравнения парной регрессии, $j \in \{0; 1\}$.

Значения коэффициентов регрессии для трех показателей ущерба приведены в табл. 5.32.

Таблица 5.32 - Коэффициенты парной регрессии

Показатели ущерба	a_0	a_1	Показатели ущерба	b_0	b_1	Показатели ущерба	c_0	c_1
$u_d(\tau_{\text{сообщ}})$	41,67	61,30	$R_2(\tau_{\text{сообщ}})$	3,73	0,90	$Q_2(\tau_{\text{сообщ}})$	7,85	0,19
$u_d(\tau_{\text{приб}})$	-425,19	93,12	$R_2(\tau_{\text{приб}})$	-3,99	1,51	$Q_2(\tau_{\text{приб}})$	6,16	0,33
$u_d(\tau_{1 \text{ ств}})$	-140,22	248,47	$R_2(\tau_{1 \text{ ств}})$	0,76	3,90	$Q_2(\tau_{1 \text{ ств}})$	7,33	0,74
$u_d(\tau_{\text{лок}})$	36,61	17,13	$R_2(\tau_{\text{лок}})$	3,66	0,25	$Q_2(\tau_{\text{лок}})$	7,80	0,06
$u_d(\tau_{\text{лик.откр}})$	-1,86	21,22	$R_2(\tau_{\text{лик.откр}})$	3,22	0,29	$Q_2(\tau_{\text{лик.откр}})$	7,68	0,07
$u_d(\tau_{\text{лик.посл}})$	454,62	-13,52	$R_2(\tau_{\text{лик.посл}})$	10,28	-0,22	$Q_2(\tau_{\text{лик.посл}})$	9,15	-0,04

Как видно в табл. 5.32, показатели наклона (a_1, b_1, c_1) у всех моделей, кроме зависящих от времени $\tau_{\text{лик.посл}}$, положительны (т.е. при уменьшении времени реагирования снижается и ущерб). А для $\tau_{\text{лик.посл}}$ при уменьшении его значения ущерб возрастает. Причем эта тенденция имеет место не только для *города*, но сохраняется (как показано в главе 1) и для других групп данных (*село* и *все*). А это можно интерпретировать так, что наилучшим регионам соответствуют не меньшие значения квантилей гамма-распределений, а большие (0,99; 0,95; и т.д.).

Поэтому для прогноза ущерба воспользуемся только первыми пятью (из шести, т.е. кроме $\tau_{\text{лик.посл}}$) группами уравнений регрессии, связывающие показатели u_d, R_2, Q_2 с показателями времени реагирования $\tau_{\text{сообщ}}, \tau_{\text{приб}}, \tau_{1 \text{ ств}}, \tau_{\text{лок}}, \tau_{\text{лик.откр}}$. Таким образом, для построения оценки каждого из показателей u_d, R_2, Q_2 имеется пять уравнений регрессии. Для уменьшения методической погрешности вычислены значения показателя ущерба по всем пяти группам уравнений, а затем определено среднее значение оценки. Результаты вычислений приведены в табл. 5.33, а графическая иллюстрация процентов снижения показателей ущерба относительно средних значений гамма-распределений при различных уровнях γ квантилей приведена на рис. 5.54.

Таблица 5.33 - Оценки показателей ущерба

Уровень γ	0,01	0,05	0,10	0,20	0,30	0,40	0,50	Средние значения гамма-распределений
u_d среднее	37,00	57,45	69,46	85,10	97,15	107,97	118,53	121,96
u_d , % улучшения	69,66	52,89	43,04	30,22	20,34	11,47	2,81	0
R_2 среднее	3,60	3,91	4,10	4,34	4,52	4,69	4,85	4,90
R_2 , % улучшения	26,54	20,12	16,35	11,46	7,70	4,33	1,04	0
Q_2 среднее	7,81	7,88	7,92	7,97	8,01	8,05	8,09	8,10
Q_2 , % улучшения	3,53	2,68	2,18	1,53	1,03	0,58	0,14	0

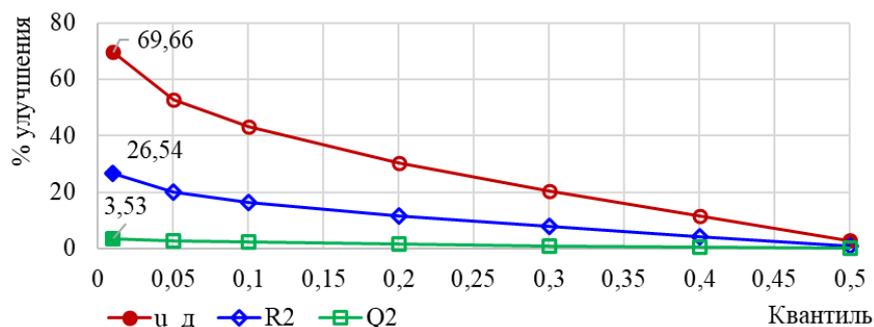


Рисунок 5.54 - Оценки улучшения показателей ущерба

Таким образом, потенциал повышения эффективности реагирования за счет снижения видов ущерба, *относительно ныне существующих средних значений* в городах, соответственно: для прямого материального ущерба ($u_{д}$) на величину около 70% (на 85 тыс. руб. на один пожар); количества погибших людей (R_2) - около 27% (на 1,3 человек на 100 пожаров); количества травмированных (Q_2) - около 4% (на 0,3 человек на 100 пожаров). Этот потенциал может быть реализован за счет повышения квалификации отстающих регионов, стимулирующим фактором для этого может служить оптимальная организация и проведение внутреннего контроля и внешних проверок готовности подразделений.

Выводы по главе 5

1. Анализ современных тенденций в управлении сложными организационно-техническими системами выявил ряд эффективных технологий, основанных на риск-ориентированном подходе. Его использование позволяет заменить традиционный принцип управления *по отклонениям* (выходных ключевых показателей от нормы, например, ущерба) на управление *по возмущениям* (первичных факторов, например, количество неисправного оборудования, влияющих на выходные показатели). В рамках такого подхода появляется возможность организации превентивного управления, направленного на предотвращение отклонения ключевых показателей от нормы. Однако, для организации управления по возмущениям требуется создание специальной инфраструктуры. Показано, что в структуре РСЧС таким инструментом может быть система внутреннего контроля (СВК), интегрированная в АИУС и позволяющая всем уровням иерархии управления иметь текущие оценки рисков и состояния элементов системы контроля.

2. Анализ нормативных и регламентирующих документов ГПС выявил основные группы направлений, которые следует включить в состав объектов текущего мониторинга состояния СВК. Это позволило построить для подразделений нижнего уровня (пожарно-спасательных частей) 20 бинарных тестов, контролирующих состояние различных элементов, определяющих их готовность к операционной деятельности (ликвидации пожаров), и показатели риска. Все эти тесты разбиты на три группы, контролирующие: квалификационные риски (3 теста); организационные риски (8 тестов); операционные риски (9 тестов). Общее количество вопросов в этих тестах составляет 171. Кроме того, построены 4 теста, отражающие состояние СВК с общим количеством вопросов 25.

Все тесты представлены в форме опросников, предназначенных для их реализации в диалоговом режиме на терминале информационной системы (АИУС). Обработка результатов тестирования проводится в соответствии с алгоритмами экспертного оценивания.

Предложена этапность ввода в строй системы планирования и управления контролем в иерархической структуре РСЧС с различной степенью централизации обработки данных тестирования подведомственных подразделений.

3. Анализ методов векторной оптимизации показал, что для построения интегральных оценок состояния готовности подведомственных подразделений на основании результатов тестирования в наибольшей степени адекватным является метод идеальной точки. Он позволяет выполнить свертку частных показателей риска и состояния СВК в единый ключевой показатель

риска. Интеграция же показателей внутри отдельных тестов и в группе тестов выполнена с помощью метода аддитивной взвешенной свертки. Веса полученных оценок показателей, как внутри теста, так и в группе устанавливаются с помощью экспертных процедур на основе построения матриц парных сравнений. В зависимости от обстоятельств и уровня показателей в иерархии управления экспертиза может проводиться как одним экспертом, так и в рамках экспертной группы.

4. В режиме имитационного эксперимента выполнено моделирование процедуры планирования проверок вышестоящим уровнем иерархии управления подведомственных подразделений. Планирование выполнялось по результатам тестирования (также в режиме имитации) подведомственных подразделений. При планировании проверок учтены экономические показатели, отражающие как затраты на проведение процедур проверки, так и ущерб, возникающий при неполной проверке подразделений. Эти два потока затрат позволяют найти «золотую середину» - определить оптимальное количество проверяемых подразделений и их конкретный состав. В результате исследования зависимости показателей интегрального ущерба и количества проверяемых подразделений от результатов тестирования и удельных издержек на проверку построены полиномиальные регрессионные модели третьего порядка. Подобные регрессионные уравнения, будучи построенными по данным имитационного эксперимента для реальных параметров иерархической структуры, могут быть использованы в них для планирования проверок на очередной период.

5. Важным элементом межуровневого взаимодействия и интеграции данных в иерархической системе РСЧС является передача вышестоящим уровням данных о собственных показателях. Как было показано в работах В.Н. Буркова [63, 64], при этом может проявляться «эффект активных систем», приводящий к преднамеренному искажению передаваемых показателей. Поэтому представляется целесообразным в дальнейших исследованиях, в развитие предложенных в работе методов, воспользоваться инструментарием теории активных систем для компенсации возможных искажений данных в иерархической системе РСЧС.

6. Анализ ситуаций, возникающих при тушении пожаров показал, что руководителю тушения пожара (РТП) часто приходится принимать решения в условиях риска и неопределенности. От опыта РТП зависит эффективность тушения пожара, а значит и величина ущерба. Опытный РТП интуитивно определяет, насколько допустим риск в тех или иных ситуациях. Существуют две крайности: очень осторожное поведение РТП может привести к потере времени и повышенному ущербу; слишком большая рисковость РТП может привести к неоправданным потерям. Оптимум находится между этими крайностями. Для формализации такого опыта РТП предложена модель, отражающая склонность РТП к риску. Тогда показатель склонности к риску опытного РТП может характеризовать тот допустимый уровень риска, который возможен в конкретном классе ситуаций. В качестве модели предложен критерий Гурвица, построенный на основе игр с природой, в котором коэффициент пессимизма-оптимизма и служит *показателем склонности РТП к риску*. Разработан алгоритм решения обратной задачи на основе критерия Гурвица, позволяющий по наблюдениям за решениями, принятыми РТП, оценить его показатель склонности к риску. Эта оценка позволяет контролировать показатели РТП по аналогичным значениям более опытных, например, в процессе тренировок и/или обучения. Работоспособность подхода проиллюстрирована в режиме имитационного моделирования в контексте управления тушением пожара в многоэтажном доме.

7. Анализ современных подходов к управлению в сложных иерархически организованных системах управления, функционирующих в условиях высокой волатильности современных дестабилизирующих факторов, действующих в различных сферах жизни общества, показал, что большое значение приобретают проактивные средства мониторинга и обеспечения эффективного функционирования инфраструктурных подсистем в возможных неблагоприятных ситуациях. На обеспечение необходимого уровня реагирования на возникающие ЧС направлено Постановление Правительства РФ [302, 310], которое регламентирует состав федеральных органов исполнительной власти, взаимодействующих в случае необходимости. В силу случайного характера возникающих ситуаций невозможно предусмотреть все случаи, однако

наличие инструментальных средств моделирования может позволить минимизировать возможный ущерб. Предложенные в работе модели могут служить основой для создания экспертной системы, обладающей необходимой надежностью оценивания текущей эффективности функционирования иерархической системы РСЧС. Сравнительный анализ двух подходов, регрессионного и нейросетевого, к построению моделей интегрального показателя эффективности иерархических систем управления (на примере РСЧС) показал, что качество построенной нейросетевой модели несколько выше. Это обстоятельство можно объяснить тем, что нейросетевая модель имеет нелинейную структуру, в отличие от линейной регрессионной, что позволяет более точно «подогнать» модель под исходную обучающую выборку. Однако, эти различия незначительны, что позволяет использовать их обе в практических приложениях.

8. Предложенные в данной главе методы снижения риска за счет проведения проверок способствуют улучшению временных показателей реагирования пожарных подразделений и повышению достоверности информации о состоянии сил и средств. На основании построенных в первой главе работы регрессионных зависимостей показателей ущерба от времени реагирования вычислены оценки потенциала снижения прямого материального ущерба, количества погибших и травмированных людей. Потенциал повышения эффективности реагирования за счет снижения видов ущерба *относительно ныне существующих средних значений* в городах составил: для прямого материального ущерба - на величину около 70% (на 85 тыс. руб. на один пожар); для количества погибших людей - около 27% (на 1,3 человек на 100 пожаров); для количества травмированных - около 4% (на 0,3 человек на 100 пожаров). Этот потенциал может быть реализован за счет повышения квалификации отстающих регионов. Стимулирующим фактором повышения эффективности может служить оптимальная организация и проведение внутреннего контроля и внешних проверок готовности подразделений.

Глава 6. Модели и методы повышения технико-экономической эффективности ликвидации пожаров и ЧС за счет организационных и инновационных факторов

6.1. Принципы повышения эффективности ликвидации пожаров на основе использования инноваций

6.1.1. Виды инноваций

Применительно к сфере ликвидации пожаров и ЧС, инновацией можно считать некоторую систему, вид деятельности, способ действий, виды машин и оборудования, способ использования и управления в целях более эффективного обеспечения пожарной безопасности.

Под инновационной деятельностью следует понимать деятельность по внедрению новых систем, оборудования и управления ликвидацией пожаров.

Следует отметить, что любая система перестает быть инновационной, если начинается ее массовое производство и использование в практике противопожарной защиты объектов.

Составляющие повышения эффективности функционирования ГПС лежат не только в сфере улучшения управления имеющимися силами и средствами (СиС), но и в совершенствовании организационного, финансового, инновационного, кадрового и других видов обеспечения ГПС. В данном разделе рассмотрены некоторые из этих инструментов, построены их модели и алгоритмы, а также предприняты попытки оценивания вклада в интегральную эффективность функционирования ГПС.

Поскольку понятие эффективности имеет много аспектов, описывается множеством (вектором) показателей [56, 242, 243], то ее повышение может носить разнообразный характер. Наиболее представительными группами частных показателей являются (см. рис. 6.1):

1) *технические показатели*, отражающие качество реагирования пожарных подразделений [56] при существующей организационной структуре, текущем составе и состоянии технических средств ликвидации пожаров, квалификации персонала и др.;

2) *показатели организации процесса ликвидации пожаров*, организационная структура, распределение в ней функциональных обязанностей, полномочий, технического оснащения и др.;

3) *показатели финансирования* как непосредственно ГПС, так и механизмов компенсации ущерба гражданам и организациям, нанесенного пожарами.



Рисунок 6.1 - Группы показателей эффективности

Все аспекты улучшения качества функционирования ГПС, рассматриваемые в данной работе, имеют элементы инновационности [88], направленные на повышение эффективности функционирования ГПС в различных ее аспектах. Так (рис. 6.2):

- машинообучаемые модели поддержки принятия управленческих решений позволяют применять в составе СППР элементы искусственного интеллекта (в частности, машинного обучения), бурно развиваемые в настоящее время для самых разных приложений (Указ Президента РФ от 10.10.2019 № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации»);

- модели, учитывающие риски в управлении, в настоящее время являются актуальными [125, 346] в различных прикладных областях. Подходы, основанные на риск-ориентированных технологиях, позволяют реализовать превентивное управление, т.е. управление по возмущениям частных показателей, а не по уже случившимся отклонениям от нормы интегральных

показателей. Важную роль в таких подходах играют системы внутреннего контроля, позволяющие выполнять мониторинг возникающих возмущений;

- модели перераспределения финансовой нагрузки по обеспечению процесса ликвидации пожаров и последствий от пожаров между государством и гражданами с помощью страховых механизмов;

- модели аутсорсинга услуг, техники и оборудования (в том числе, по схеме лизинга), позволяющие переложить часть бремени затрат по ликвидации пожаров на другие структуры. Это позволит обеспечить необходимую техническую эффективность при пиковых нагрузках, а также позволит более динамично обновлять парк технических средств;

- алгоритмы эффективного обучения персонала действиям в ходе боевых действий по ликвидации пожаров и ЧС на основе применения машинообученных моделей;

- модели применения и управления современными автономными или полуавтономными робототехническими комплексами, функционирующими на основе моделей, обученных опытными ЛПР, а также использование новой техники, средств борьбы с огнем и материалов.



Рисунок 6.2 - Модели и алгоритмы инновационных элементов повышения эффективности ликвидации пожаров

Если первые две группы моделей были рассмотрены в предыдущих разделах работы, то в данном разделе кратко представлены элементы остальных четырех групп, которые могут быть отнесены к организационным аспектам ликвидации пожаров.

В числе новых технологий можно отметить:

- спринклерные системы, обеспечивающие эффективную ликвидацию пожара на больших площадях [249, 250];

- водяной туман, обладающий свойством большего проникновения в сравнении с водой;

- парогенераторы, использование которых причиняет меньший прямой материальный ущерб в сравнении с водой и пеной;

- звуковые огнетушители, позволяющие звуковой волной сбить пламя;

- беспилотные летательные аппараты (БПЛА), используемые пока для целей обеспечения оперативного мониторинга состояния территории, охваченной пожаром [134, 135];

- гусеничные роботы различных категорий - от малых, обеспечивающих разведку и мониторинг, до больших, выполняющих, например, функции беспилотных автоцистерн [249];

- системы газового пожаротушения с применением нового огнетушащего вещества 3M Novac 1230 [249]. Данное вещество относится к огнетушащим веществам нового поколения. Оно разработано как альтернатива огнетушащим хладагатам и отвечает высокими экологическими требованиями. Этот газ способен эффективно тушить пожары объемным способом. В сравнении с аэрозольным, порошковым, водяным и пенным тушением пожара, газовое пожаротушение не вызывает коррозии и повреждений предметов.

- и другие.

6.1.2. Инфраструктура инноваций

Инновационная инфраструктура - это совокупность организационно-экономических институтов, обеспечивающих осуществление инновационной деятельности хозяйствующими субъектами. Все организации, входящие в состав инновационной инфраструктуры, находятся в определенной технологической и экономической взаимосвязи, обеспечивающей единство этапов инновационной деятельности [88].

Основные элементы концепции национальных инновационных систем (НИС) стали появляться в 80-е годы прошлого века. Эти исследования обобщили результаты, ранее полученные Й. Шумпетером (теория экономической динамики), Ф. Хайеком (концепция рассеянного знания), Д. Нортон (институциональная теория), Р. Солоу (роль научно-технического прогресса в экономическом росте), П. Ромером и Р. Лукасом (новая теория роста).

Развитие концепции НИС привело к появлению большого количества определений. Приведем одно из них: «НИС - это совокупность национальных государственных, частных и общественных организаций и механизмов их взаимодействия, в рамках которых осуществляется деятельность по созданию, хранению и распространению новых знаний и технологий» [88].

НИС разных стран отличаются друг от друга, но у них имеются общие черты и базовая структура, необходимая для их функционирования, включающая совокупность взаимодействующих блоков. Как правило, выделяют пять-шесть таких блоков:

1. *Креативный блок*, или блок порождения знания. Сюда входят университеты, научно-исследовательские институты, социальные и другие сети, обеспечивающие неформальное взаимодействие исследователей из разных исследовательских организаций.

2. *Блок трансфера технологий*. В него входят разнообразные посредники, в том числе некоммерческие фонды профессиональной экспертизы, формирующие особую среду с широкими сетевыми связями, способными обеспечить контакты авторов креативных идей с потенциальными покупателями и др.

3. *Блок финансирования*. Это источники внешнего финансирования, необходимые для превращения идеи и запуска его в производство. Типичных источника три:

3.1. Банковский кредит.

3.2. Продажа инновации.

3.3. Венчурное финансирование.

4. *Блок производства*. Он может быть реализован в двух вариантах:

4.1. Включение производства в уже существующие производственные структуры одной из фирм, что позволяет использовать преимущества вертикальной интеграции и уменьшить транзакционные издержки за счет общей инфраструктуры (бухгалтерии, системы учета кадров и т.д.).

4.2. Создание нового предприятия (организации), где производственные транзакционные издержки минимизируются благодаря его небольшим размерам.

5. *Блок подготовки кадров*. Включает образовательную инфраструктуру (университеты, национальные инженерные школы и другие учреждения, ориентированные на формирование научных кадров и инновационных менеджеров) [88].

Участники НИС (коалиции интересов и действий)

Все стороны, причастные к национальным инновационным процессам, проявляющие интерес к его результатам, а также оказывающие воздействие на его элементы или друг на друга в контексте НИС, можно представить следующими множествами субъектов.

1. *Государство* (правительственные организации, определяющие инновационную политику, министерства, ведомства и другие регулирующие и финансирующие агентства).

2. *Бизнес-сообщество* (компании, производящие инновационные продукты).

Научно-исследовательский сектор (вузы, НИИ, исследовательские отделы компаний).

3. *Организации по трансферу технологий* и другие элементы инновационной инфраструктуры (технопарки, бизнес-инкубаторы, центры по коммерциализации и трансферу инноваций).

4. *Гражданское общество* (общественные организации, влияющие на инновационное развитие).

5. *Зарубежные партнеры* по инновационной деятельности.

Как правило, взаимодействие между участниками НИС носит традиционно парный характер: государство - наука, наука - производство, государство - производство. Причем взаимодействия в большинстве случаев носят вертикальный характер. Эти три варианта парных взаимодействий можно считать «коалициями действий».

Одно из направлений интенсификации инновационных процессов в НИС заключается в смещении основной доли взаимодействий на уровень горизонтальных связей, чему способствует кластерный подход в организации НИС, создание локальных зон типа технопарков и т.п.

Второе направление интенсификации состоит в принципе «тройной спирали» [88], где обеспечиваются не столько парные, сколько множественные горизонтальные взаимодействия участников процессов в НИС.

Основная функция государства как одного из участников коалиции действий состоит в содействии производству фундаментального знания и комплекса технологий стратегического характера, а также в создании инфраструктуры и благоприятных институциональных условий для инновационной деятельности. В некоторых случаях эффективным оказывается и такая форма внедрения инноваций, как частно-государственное партнерство.

В последние годы существенно возросло влияние науки и технологий на интенсификацию процессов создания более эффективных средств производства, материальных и нематериальных продуктов посредством распространения знаний и активизации инновационной деятельности. В этих условиях результативность государственной политики сильно зависит от правильного выбора национальных ориентиров развития, эффективности механизмов выбора научно-технологических приоритетов и инструментов, используемых для их реализации.

Для акцентирования внимания на инновационно актуальных направлениях развития во многих странах выделяются некоторые актуальные сферы, от которых зависит прогресс экономики и на этих направлениях концентрируются ресурсы. В нашей стране выделяют *приоритетное направление развития науки, технологий и техники (ПНР) и критические технологии (КТ)*.

Приоритетное направление развития науки, технологий и техники - это тематическое направление межотраслевого (междисциплинарного) значения, способное внести наибольший вклад в ускорение экономического роста, обеспечение безопасности страны, повышение ее конкурентоспособности за счет развития технологической базы экономики и наукоемких производств [88].

Критическая технология - комплекс межотраслевых (междисциплинарных) технологических решений, которые создают предпосылки для развития различных технологических направлений, имеют широкий потенциальный круг конкурентоспособных инновационных приложений в разных отраслях экономики и вносят в совокупности наибольший вклад в реализацию приоритетных направлений развития науки, технологий и техники.

Поскольку механизмы инновационного развития, основанные на новых знаниях, в рамках НИС оказывают позитивное влияние на все отрасли, то и в МЧС России инновационные процессы могут находить свою реализацию в различных формах, в частности в тех направлениях, которые представлены на рис. 6.2. Далее рассмотрим некоторые технико-экономические аспекты внедрения рассматриваемого круга инноваций в практику ликвидации пожаров.

6.1.3. Структура моделей ликвидации пожаров с учетом инновационных элементов

В данной главе рассматриваются вопросы повышения эффективности ликвидации пожаров за счет использования инновационных элементов. Укрупненная схема оценивания эффективности процесса ликвидации пожаров с участием инновационных элементов приведена на рис. 6.3.

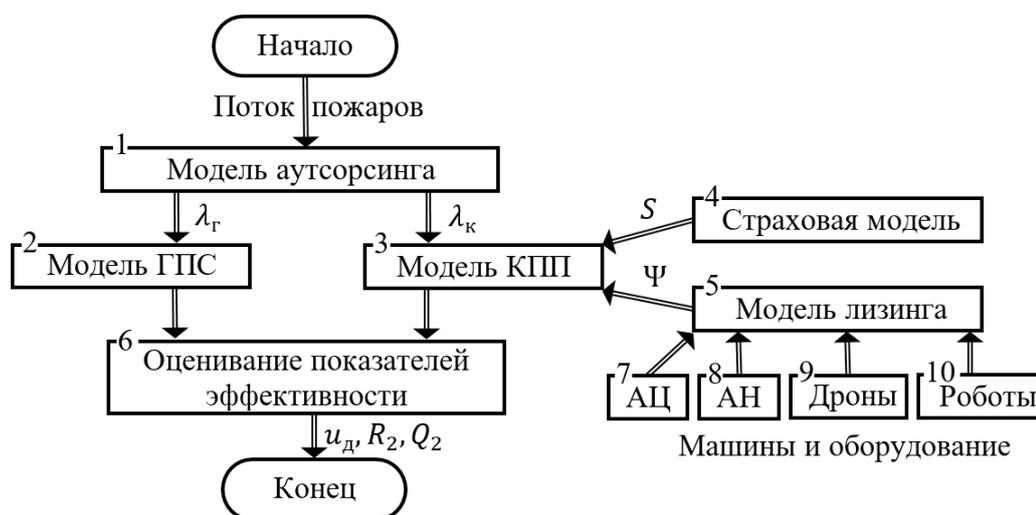


Рисунок 6.3 - Взаимосвязь моделей при оценивании использования инноваций в процессе ликвидации пожаров

Блоки 2 и 6 отражают элементы традиционной технологии оценивания эффективности ликвидации пожаров, а остальные содержат те элементы, которые могут быть включены в структуру ликвидации пожаров, но не входят в традиционную ГПС. Рассмотрим кратко функциональные особенности каждого из новых элементов в этой схеме.

Блок 1 содержит модель аутсорсинга, функции которого должны возлагаться на ГПС. В рамках этой модели должен распознаваться тип пожара (как заявки на ликвидацию пожара) и приниматься решение о том, кому эта заявка направляется на исполнение - в ГПС или в КПП (коммерческие пожарные подразделения).

Если направляется в ГПС (Блок 2), то работает классическая технология, определенная в нормативных документах. Этот поток пожаров обозначен λ_r .

Если вызов направляется для обслуживания в КПП (Блок 3), то подразделения ГПС не привлекаются, все работы КПП выполняют за свой счет своими силами и средствами. Этот поток пожаров обозначен λ_k .

В практике работы МЧС РФ имеется опыт работы с внешними организациями, обеспечивающими помощь в тушении пожаров. Это, например, подразделения добровольной пожарной охраны. Они могут быть моделью для организации работ по созданию КПП, которые могли бы взять на себя часть функций ГПС, что снизило бы себестоимость выполнения пожарно-спасательных операций и освободило бы подразделения ГПС от «мелких» вызовов, не требующих высокой квалификации.

На долю КПП могли бы приходиться вызовы по рангу 1 для тушения мелких возгораний, например, мусорных контейнеров, загораний сухой травы, на автомобильные аварии, бытовые вызовы (например, вскрытие дверей, спасение животных, ДТП) и т.п. Так в 2018 году в России было зафиксировано около 170 тыс. ДТП. На 113 тыс. из них выезжали подразделения МЧС, из которых в 95 тыс. случаев выезжали пожарные службы [249, 250].

Кроме того, КПП могли бы подключаться к ликвидации пожаров при пиковых нагрузках, например, при одновременных вызовах (см. главу 2), что, очевидно, могло бы способствовать обеспечению независимости показателей реагирования от количества (локального повышения интенсивности) пожаров. В то время как ныне такая зависимость существует, как показано в главе 2 на основе статистического анализа.

На рис. 6.4. приведены количественные характеристики выездов пожарных подразделений по видам обстоятельств [297].

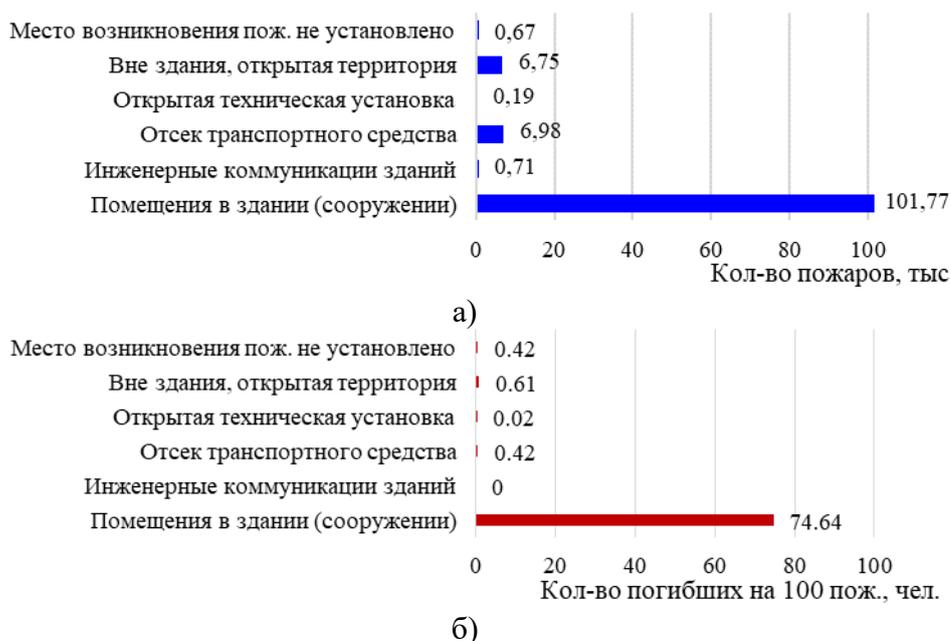


Рисунок 6.4 - Количество пожаров а) и погибших б) в зависимости от места их возникновения в 2018 году

Из рис. 6.4 видно, что подавляющее количество пожаров происходит в зданиях (сооружениях). На них же приходится и 98,07% погибших людей. Количество остальных пожаров (86,93% или 15,3 тыс.) приходится на другие места их возникновения. Так возгорание мусорных баков, травы и прочие мелкие возгорания (группа «Вне здания, открытая территория») составляют 5,77% (т.е. примерно каждый 20-й пожар). Таким образом, если рассматривать вызовы пожарных подразделений на ДТП (они не регистрируются как пожары) и упомянутые мелкие пожары (15,3 тыс.), то общее количество потребностей в выезде пожарных подразделений «на мелкие происшествия» (по статистическим данным 2018 года) около 110,3 тыс. в год, что составляет более 50% от всех выездов пожарных подразделений (не считая ложных вызовов).

Рассмотренные выезды, кандидаты на обслуживание силами и средствами КПП, очевидно, предполагают малобюджетные КПП, обладающие минимальным составом средств и оборудования. Но к функциям КПП может быть отнесено и использование высокотехнологичного оборудования, такого как дроны, выполняющие мониторинг обстановки на пожаре [134, 135], пожарные роботы, действующие в местах, опасных для человека [324] и т.п. Очевидно, бюджет по этим функциям не будет малым, но и доля пожаров, требующих их привлечения, составит незначительную часть.

Концепция привлечения КПП к ликвидации пожаров может быть реализована по-разному. На рис. 6.3 отражен вариант, в котором финансовое обеспечение возлагается на систему страхования (Блок 4), обеспечивающую финансирование КПП в объеме S . При этом, для облегчения страхового бремени обеспечение КПП машинами и оборудованием рассматривается вариант с использованием схем лизинга (Блок 5) необходимого оборудования (множество Ψ), в частности автоцистерн (АЦ), автонасосов (АН), дронов для мониторинга пожарной обстановки и роботов-пожарных (Блоки 7-10).

Все приведенные инновационные элементы должны, безусловно, работать на конечный эффект - снижение различных видов ущерба (Блок 6). Для получения этих оценок необходимо иметь модели каждого из элементов и их взаимосвязи. Кроме того, каждая из моделей, очевидно, кроме структуры имеет и параметры, вариация которых влияет на их выходные показатели. Тогда задача привлечения тех или иных инновационных элементов в структуру системы ликвидации пожаров заключается в выборе значений показателей каждой из рассматриваемых моделей.

Далее рассмотрим варианты участвующих моделей инновационных элементов и их взаимосвязи.

6.2. Модели и механизмы страхового перераспределения финансовой нагрузки по обеспечению процесса ликвидации пожаров и последствий от пожаров между государством и гражданами

В ряде стран основная часть или вся сумма возмещения гражданам ущерба от последствий чрезвычайных ситуаций (ЧС) целиком перекладывается на негосударственные страховые структуры [6, 161, 360]. В нашей стране огневое страхование возникло в конце XVIII века [161], было оно и в советские времена [358, 359]. В новейшей истории России не прекращаются попытки [358] избавления государства от бремени компенсации ущерба. Однако, эта проблема имеет много аспектов (в том числе и политических). По состоянию на сегодня страхование возможно лишь в добровольной форме, но не в обязательной. В ряде зарубежных стран некоторые виды противопожарного страхования являются обязательными [358].

В данном разделе предпринята попытка количественного оценивания страховой нагрузки на различные категории граждан при страховании ущерба от пожаров.

Риск уничтожения имущества и жилой недвижимости в результате пожара на данный момент не относится к рискам, подлежащим обязательному страхованию в России, хотя страхование освобождает государство и общество от выплат по страховым событиям из средств государственного бюджета. Поэтому в интересах государства и общества должно быть нормальное функционирование страховых механизмов, без которых им пришлось бы чаще вмешиваться в экономические процессы, что делает рассматриваемую тему весьма актуальной.

Перспективным данный вид страхования становится в условиях обсуждения инициативы введения единого налога на недвижимость [358]. Результаты оценки рыночной стоимости объектов недвижимости, которая будет проводиться в рамках подготовительных мероприятий, могут использоваться в качестве технической базы при внедрении нового обязательного вида страхования. Такая информация упростит определение страховой стоимости имущества.

В России огневое страхование возникло в 1786 году. В Санкт-Петербурге при Государственном заемном банке была учреждена Особая страховая экспедиция. В 1827 году было учреждено *Первое российское страховое общество*, специализирующееся на страховании от огня [358].

Первые российские городские общества взаимного страхования от огня были образованы в Туле и Полтаве. В 1883 году состоялся первый съезд представителей этих обществ. К 1917 году общества взаимного страхования от огня были почти в 150 городах России и имели страховой капитал более 1,2 млн. руб. Отличие обществ взаимного страхования от огня было в том, что они не перестраховывали свои риски за границей и весь накопленный капитал оставался в России. Заработанные деньги общества использовали на благоустройство городов и совершенствование пожарного дела.

С 1864 года в Российской империи начала создаваться система обязательного взаимного земского страхования от огня строений, расположенных в черте крестьянской усадебной оседлости. К концу XIX - началу XX века эта система успешно действовала, осуществляя не только обязательное, но и добровольное страхование от огня строений в сельской местности, а также на городских окраинах [358]. С организационной точки зрения эта система представляла собой публично-правовое страхование.

Противопожарное страхование в России имеет солидную историю. Советом народных комиссаров РСФСР 6 октября 1921 г. был принят декрет «О государственном имущественном страховании», который положил фактическое начало государственного имущественного страхования в СССР. Предусматривалась организация во всех сельских и городских местностях страхования частных хозяйств от пожаров, падежа скота, градобития посевов, а также аварий на путях водного и сухопутного транспорта.

В мировой практике социальная помощь жертвам катаклизмов сочетается с системой обязательного страхования, что позволяет государству снизить нагрузку на бюджет, исполняя при этом свои социальные обязательства.

Страхование от пожара для некоторых видов зданий обязательно в Польше и Бразилии.

Страхование ответственности перед третьими лицами по «огневым» рискам практикуется не только в странах Европы и США, но также в Китае и Японии. Распространению ущерба от японских природных катаклизмов на мировую экономику в марте 2011 года способствовало и то, что угрозу пожаров, возникших в результате землетрясения в Японии, страхуют частные компании, которые обычно переключают часть рисков на зарубежных перестраховщиков. Во Франции противопожарное страхование не является обязательным, оно имеет статус вмененного.

Стоит отметить использование экономических механизмов внедрения страхования имущества по примеру зарубежных стран. Наличие страхового полиса на имущество вполне может стать обязательным для юридических и физических лиц при оформлении крупного кредита, ипотеки; аренде имущества, как, например, в США. По опыту Германии возможно обязать страховщиков отчислять средства в фонды профилактических мероприятий, оснащения пожарных команд новой техникой, что позволило бы снять часть расходов в этом направлении с бюджета.

В зарубежной практике (а в последнее время и в Российской Федерации) большое распространение получило страхование от огня, которое рассматривается в качестве основного вида страхования имущества. Этот вид страхования предусматривает страховую защиту от комплексного риска, или в международной практике так называемый *FLEXA (Fire+Lightning+Explosion+Aircraft impact)*, который предполагает в качестве страхового случая пожар, удар молнии, взрыв, падение пилотируемого летательного аппарата, его частей или груза. При этом в общих условиях страхования от огня даются определения каждого страхового случая и указываются соответствующие исключения. В качестве дополнительного к страхованию от огня, а также в качестве самостоятельных видов страхования применяются также следующие виды страхования:

- от кражи со взломом, кражи, переходящей в грабеж, грабежа или их попытки;
- бури;
- града;
- водопроводной воды;
- наезда транспортных средств;
- задымления;
- других видов рисков.

При перечислении рисков даются их определения и исключения, при которых возмещение не происходит.

6.2.1. Анализ статистических данных

В настоящее время издержки государства, связанные с возмещением гражданам РФ ущерба от пожаров, обусловлены необходимостью компенсации прямого материального ущерба (u), родственникам за погибших в пожарах (показатель R_2 – количество людей, погибших в 100 пожарах), пострадавшим от пожаров (показатель Q_2 – количество людей, пострадавших в 100 пожарах). Эти издержки носят характер единовременных выплат. Часть других издержек, связанных с пожарами, компенсируют страховые фонды (обязательного медицинского страхования – ОМС, обязательного социального страхования - ОСС) - они здесь рассматриваться не будут.

Для оценивания интегрального ущерба от пожаров выполнены расчеты прогнозных значений параметров и показателей на 2018 год, т.к. на момент расчетов официальные статистические данные о пожарах (на 2018 год) опубликованы не были (рис. 6.5).

Для прогнозирования количества пожаров на 2018 год (табл. 6.1) по категориям (город, село, всего) использованы официальные статистические данные прошлых лет [297], а прогнозирование выполнено с помощью алгоритма краткосрочного прогнозирования Ч. Хольта [456].

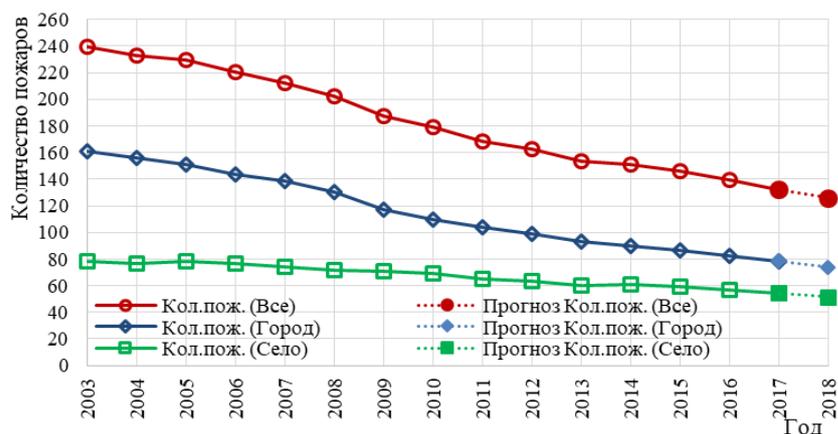


Рисунок 6.5 - Динамика изменения количества пожаров в России за период 2003-2017 гг. и прогноз на 2018 г.

Таблица 6.1 - Прогнозные значения показателей ущерба от пожаров на 2018 год

Количество пожаров в России			Прямой материальный ущерб в одном пожаре, тыс.руб.		
Все	Город	Село	Все	Город	Село
125883	73847	51607	109,44	124,28	88,26
Количество погибших на 100 пожаров, чел			Количество травмированных на 100 пожаров, чел		
Все	Город	Село	Все	Город	Село
5,64	4,63	7,07	6,97	8,05	5,46

Применяя алгоритм Ч. Хольта [456] для прогнозирования по России в целом на 2018 год по данным [297] для показателей u , R_2 , Q_2 , получены их прогнозные значения на 2018 год. Статистические данные для прямого материального ущерба приведены к сопоставимым ценам (с учетом дефлятора). Результаты прогноза приведены в табл. 6.2.

Таблица 6.2 - Прогнозные значения показателей ущерба по России на 2018 год

Прямой матер. ущерб в одном пожаре, тыс.руб.			Кол-во. погибших на 100 пожаров, чел			Кол-во. травм. на 100 пожаров, чел		
Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село
109,44	124,28	88,26	5,64	4,63	7,07	6,97	8,05	5,46

Динамика значений показателей прямого материального ущерба, погибших и травмированных, по категориям, и их прогноз приведена в главе 1 на рис. 1.36 - 1.38.

Таким образом, всего по России прямой материальный ущерб за 2018 год составил около 13777 млн. руб. Прогнозное количество погибших в пожарах всего в 2018 г. составило около 7100 человек, количество травмированных – 8774 человека. Учитывая то обстоятельство, что на сегодня не существует единой нормы компенсации за погибших и пострадавшим в пожарах, в работе принято (по прецедентам [337]), что компенсация (родственникам) за одного погибшего выплачивается, как правило, в размере 1 млн. руб. и 100 тыс. руб. - пострадавшему. Тогда общая сумма необходимого возмещения всех трех видов составила 21,754 млрд. руб. в год. Следует отметить, что компенсация за погибших и пострадавшим варьируется в широких пределах по разным видам страхования (от 10 тыс. руб. до 4 млн. руб.), что определяется либо договором страхования, либо в судебном порядке.

Важной группой статистических данных, необходимых для выполняемых в работе расчетов, является уровень доходов различных категорий граждан.

Один из парадоксов современной системы возмещения (компенсации) убытков [239], понесенных гражданами от стихийных бедствий, заключается в «уровниловке» - вне зависимости от состоятельности граждан и величины полученной страховки (если пострадавшие лица или объекты были застрахованы), *государство обязано* [239] возместить понесенные убытки. Эти перекосы приводят, в частности, к тому, что состоятельным гражданам выгодно не страховать свою крайне дорогую недвижимость, т.к. в случае пожара, или другого стихийного бедствия, возмещение со стороны государства составит сумму существенно превышающую среднюю. Т.е. в этих случаях государство (за счет всех налогоплательщиков) оказывает не равнозначную поддержку различным категориям граждан, что нарушает некоторые общепринятые принципы справедливости. Как отмечает академик РАН А.Г. Аганбегян [5], «У нас огромные разрывы в уровне жизни. 10% семей, а это почти 15 млн. человек, на душу в среднем имеет доход не менее 96 тысяч рублей в месяц. Это богатые. А другие 10% семей – бедные, у них доход меньше 6 тысяч рублей на душу. Ну нельзя иметь в обществе такие разрывы! В Европе разрывы – 8-10 раз, в странах социал-демократической ориентации (в скандинавских, например) – 6-8 раз, в Японии – 5 раз.»

На рис. 6.6. приведено распределение граждан России по уровням доходов, построенное по данным Росстата за 2018 год (см. линию «Плотность относительных частот»).

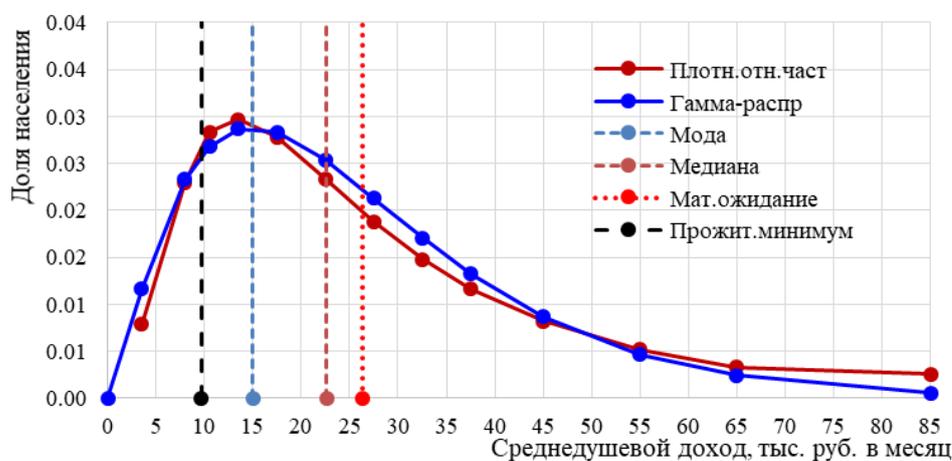


Рисунок 6.6 - Среднедушевой доход по России в 2018 году (по данным Росстата)

На рис. 6.6 приведена и аппроксимация эмпирических данных Гамма-распределением, выполненное методом наименьших квадратов (с помощью надстройки «Поиск решений» в среде *MS Excel*):

$$f(t) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} t^{\alpha-1} e^{-\frac{t}{\beta}}, \quad (6.1)$$

где $\Gamma(\alpha)$ – гамма-функция Эйлера; оценки параметров соответственно: $\alpha = 2,33$ – параметр формы; $\beta = 11,29$ – параметр масштаба; t – среднедушевой доход (СДД). Другие моменты гамма-распределения: математическое ожидание (среднее значение) СДД – 26,26 тыс. руб.; медиана СДД – 22,61 тыс. руб.; мода СДД – 14,97 тыс. руб.; прожиточный минимум в 2018 году – 9,691 тыс. руб. Линия «Страховая премия (% от СДД)» построена и прокомментирована далее на основе данных последующего анализа.

По данным Росстата в 2018 году численность трудоспособного населения – 82,2 млн. чел. Из этого следует, что численность трудоспособного населения, получающего зарплаты ниже прожиточного минимума, с учетом распределения (6.1), составляет 14,2% или 11,7 млн. чел. Тогда оставшаяся часть трудоспособного населения составляет 70,5 млн. чел.

6.2.2. Варианты страхового возмещения ущерба, причиненного пожарами

6.2.2.1. Математическая модель страхового возмещения

В данном подразделе приведены расчеты некоторых вариантов перераспределения бремени оплаты возмещения от пожаров на «плечи» более состоятельных граждан, которые опираются на систему страхования – традиционного или взаимного [239]. Цель этих расчетов – определение величины страховых тарифов, необходимых для покрытия всех возмещений, и сравнение этих тарифов с другими видами страхования (социальным, медицинским, пенсионным).

Логика расчетов опирается на следующие предпосылки.

1. Имеется страховая система (страховая компания или их совокупность), обеспечивающая полное возмещение гражданам, пострадавшим от пожаров, их прямой материальный ущерб, компенсацию за погибших и выплаты пострадавшим в порядке, аналогичном существующему в настоящее время [239].

2. При заключении договора страхования между каждым трудоспособным гражданином и страховой компанией предполагаются известными: оценка стоимости застраховываемого имущества и оценка уровня состоятельности гражданина.

3. Все граждане делятся на две категории: малоимущие, чей уровень дохода меньше некоторого критического уровня, например, текущего прожиточного минимума; и состоятельные – остальные.

4. Шкала страховых тарифов для разных анализируемых вариантов страховой модели может быть плоской, кусочно-постоянной (с малоимущей части граждан страховая премия не взимается, а с состоятельной части – взимается по единому тарифу) и прогрессивной (гладкой или кусочно-линейной), зависящей от значений двух параметров, приведенных в п. 2. Заметим, что «уровень отсечения» t , т.е. критический уровень (по величине дохода) между группами малоимущих и состоятельных может назначаться, исходя из разных принципов. Также и кривая прогрессивного роста тарифа может иметь различную крутизну в зависимости от принятых «принципов справедливости».

5. Без потери общности, принято допущение, что в страховании могут участвовать все трудоспособные граждане (n), с каждым из которых может произойти страховой случай, приводящий к тому или иному виду ущерба ($u_d; R_2; Q_2$). При этом принято, что количество страховых случаев равно числу пожаров в год (m). Такая оценка количества страховых случаев является приближенной, т.к. в некоторых пожарах люди не страдают и не несут ущерба, а в иных случаях в одном пожаре может быть несколько пострадавших. Такое допущение принято в связи с недоступностью более тонкой статистики о пострадавших. Величина количества пожаров может служить начальной оценкой количества страховых случаев, что позволяет проверить работоспособность предложенных в работе алгоритмов.

Введем основные обозначения и элементы страховой модели, используемой далее для оценивания и сравнения вариантов. Обозначения будем применять близкие к используемым в нормативных документах Росстрахнадзора.

В практике страхования [239, 333] *страховой суммой* (S_j) принято называть ту сумму, на которую застрахованы риски j -го страхователя. Общий страховой фонд будем обозначать S .

Страховой премией (S_{Bj}), или *брутто-премией*, обычно называют сумму, вносимую j -м страхователем (владельцем объекта страхования) страховщику в соответствии со *страховым тарифом* (T_B), оговоренным в заключенном между ними договоре страхования (в общем случае, у каждого страхователя может быть свой тариф, но в контексте данного исследования будем считать его одинаковым для всех страхователей). Тариф T_B измеряется в % (или в рублях на 100 рублей страховой суммы, что не влияет на числовое значение переменной T_B). Очевидно:

$$S_{Bj} = S_j \frac{T_B}{100}, \quad (6.2)$$

где $\frac{T_B}{100}$ - это доля страховой премии от страховой суммы S_j .

Страховая премия для страховщика состоит из *нетто-премии* (основной части страховой премии - S_{Hj} для j -го страхователя) и *нагрузки* (F_j), включающей собственные расходы и прибыль страховой компании:

$$S_{Bj} = S_{Hj} + F_j. \quad (6.3)$$

Аналогично складывается и тариф, с той лишь разницей, что он обычно измеряется в %:

$$T_B = T_H + f. \quad (6.4)$$

Нетто-премия, в свою очередь, состоит из *рисковой премии* (основной составляющей нетто-премии - S_{Oj} , которая соответствует фонду возмещения ущерба - S_B) и *рисковой надбавки* (S_{pj}), из которой формируется фонд возмещения ущерба, превышающего среднестатистический:

$$S_{Hj} = S_{Oj} + S_{pj}. \quad (6.5)$$

Аналогично для тарифов (измеряемых в %):

$$T_H = T_o + T_p. \quad (6.6)$$

В страховых расчетах важную роль играют вероятностные характеристики страховых событий. *Частота таких событий* определится как:

$$q = \frac{m}{n}, \quad (6.7)$$

где m - количество страховых событий за расчетный период (из числа страхователей n , оплативших страховую премию или тех, у которых страховая премия не равна нулю); $m \in [0; n]$; $q \in [0; 1]$.

Ущерб страхователя измеряется той суммой, которая теряется в результате наступления *страхового события*. Под *суммой возмещения ущерба* i -ому страхователю (S_{Bi}) обычно понимается сумма, выплачиваемая страховщиком пострадавшей стороне.

Средняя страховая сумма, получаемая страховщиком от всех страхователей:

$$\bar{S} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n S_{Bj}. \quad (6.8)$$

Средняя сумма возмещения, получаемая произвольным страхователем от страховщика:

$$\bar{S}_B = \frac{1}{m} S_B = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m S_{Bi} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m q S_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m S_i, \quad (6.9)$$

где S_B - это полная сумма возмещений, выплачиваемая по всем страховым случаям.

Поскольку возмещение производится из *основной составляющей нетто-премии* (S_{Oj}), то должен выполняться баланс (по всем страхователям и страховым случаям):

$$S_B = S \frac{T_o}{100}, \quad (6.10)$$

откуда *тариф основной части нетто-премии* через средние значения (6.8), (6.9) может быть вычислен так:

$$T_o = \frac{S_B}{S} \cdot 100 = P \cdot 100 = \frac{m \bar{S}_B}{n \bar{S}} \cdot 100 = q \frac{\bar{S}_B}{\bar{S}} \cdot 100 = qp \cdot 100, \quad (6.11)$$

где, введены обозначения: $P \triangleq \frac{S_B}{S}$ - доля суммы всех возмещений в страховом фонде; $p \triangleq \frac{\bar{S}_B}{\bar{S}}$ - отношение двух средних (среднего возмещения к средней страховой сумме).

По рекомендациям Росстрахнадзора [333], для отношения двух средних (p), в любых видах страхования, должно выполняться условие $p \in [0,3; 0,7]$, но для имущества это отношение должно быть таким: $p = 0,5$. Т.е. среднее возмещение должно составлять половину средней страховой суммы).

В тех случаях, когда нет статистических данных о суммах возмещений по отдельным договорам, Росстрахнадзор рекомендует устанавливать величину тарифа для рисковой надбавки следующей:

$$T_p = k(q, n, \gamma) T_o = 1,2\alpha(\gamma) \sqrt{\frac{1-q}{nq}} T_o, \quad (6.12)$$

где γ - уровень безопасности страхования (вероятность того, что суммы страховых премий хватит на все страховые выплаты); $\alpha(\gamma)$ - коэффициент безопасности, который табулирован (см. табл.

6.3); $k(q, n, \gamma)$ - коэффициент, отражающий долю рискованной надбавки T_p в нетто-премии T_H (в единицах T_0).

Таблица 6.3 - Значения коэффициентов безопасности

γ	0,84	0,90	0,95	0,98	0,9986
$\alpha(\gamma)$	1,0	1,3	1,645	2,0	3,0

Но, если есть основания представить T_p в виде доли от рискованной (основной) премии T_0 , то коэффициент k уже не будет зависеть от параметров q, n, γ , тогда: $T_p = kT_0$.

Страховая премия для страхователя (брутто-премия), с учетом (6.6) и представления T_p примет вид:

$$T_B = \frac{T_H}{100-f} \cdot 100 = \frac{T_0+T_p}{100-f} \cdot 100 = \frac{(1+k)T_0}{100-f} \cdot 100. \quad (6.13)$$

Взаимосвязь отдельных составляющих страховой модели (сумм и тарифов) приведена на рис. 6.7.



Рисунок 6.7 - Взаимосвязь страховых тарифов и сумм

На рис. 6.7 имеются и переменные, не участвующие в приведенных расчетных формулах. Так рискованная премия (S_0) разделена на сумму, направляемую на собственно возмещение ущерба, понесенного страхователями (S_y), и на сумму материально-технического обеспечения (S_{MTO}), составляющую фонд ($S_{пост}$), который может быть направлен на покупку и/или на аренду (лизинг) машин и пожарного оборудования, а также на расходные материалы ($S_{пер}$), необходимые для выполнения операций ликвидации пожаров.

Рассмотрим *два варианта страховой модели*, изложенной выше, для оценивания страховой нагрузки на страхователей, учитывая приведенные выше статистические данные о пожарной обстановке в 2018 году.

Вариант 1. Он отражает стандартную схему страхования [239], когда для всех страхователей тарифы одинаковы вне зависимости от их доходов. В рамках этого варианта предполагается, что возмещается весь прямой материальный ущерб ($u_{пму} = 13777$ млн. руб.), компенсация за погибших в пожарах ($u_{R2} = 7100$ млн. руб.), компенсация пострадавшим в пожарах ($u_{Q2} = 877$ млн. руб.). Оценки этих величин приведены выше. Итого в денежном

выражении сумма к возмещению составляет:

$$S_B = u_{\text{пму}} + u_{R2} + u_{Q2} = 21754 \text{ млн. руб.} \quad (6.14)$$

Значения основных параметров страховой модели для данного варианта следующие:

- количество страховых событий в 2018 году – это общее количество пожаров: $m = 125883$;
- количество договоров страхования равно численности трудоспособного населения ($n = 82,2$ млн. - по данным Росстата);
- вероятность (частота) наступления страхового события $q = \frac{m}{n} = 0,001534$;
- сумма среднего возмещения, согласно (6.9), составит $\bar{S}_B = 172,811$ тыс. руб.;
- средняя страховая сумма: $\bar{S} = 345,622$ тыс. руб.;
- страховая нагрузка $f = 25\%$;
- уровень безопасности страхования $\gamma = 0,95$;
- коэффициент безопасности (по табл. 6.3): $\alpha(\gamma) = 1,645$;
- средний среднедушевой доход: $\bar{S}_{\text{сдд}} = 26,265$ тыс. руб.

В табл. 6.4 приведены результаты расчета основных показателей страховой модели для исходного (полного) количества договоров страхования (верхняя строка) и для уменьшающегося их числа.

Таблица 6.4 - Основные параметры страховой модели для различных значений количества заключенных договоров

№ п/п	Количество страховых договоров, n , тыс.	Количество страховых событий на один договор, q	Тариф (% от страховой суммы), T_c	Средне-месячный платеж, \bar{S}_m , руб.	Доля δ_m страхового платежа, как % от СДД (Вариант1)	Порог отсечения τ (по шкале СДД), тыс. руб.	Доля δ_m страхового платежа, как % от СДД (Вариант 2)
1	82200	0,00153	0,103	29,57	0,11	0,000	0,11
2	80000	0,00157	0,105	30,38	0,12	4,101	0,11
3	70000	0,00180	0,121	34,72	0,13	9,934	0,12
4	60000	0,00210	0,141	40,51	0,15	14,300	0,12
5	50000	0,00252	0,169	48,61	0,19	18,559	0,14
6	40000	0,00315	0,211	60,76	0,23	23,144	0,15
7	30000	0,00420	0,281	81,02	0,31	28,501	0,18
8	20000	0,00629	0,422	121,53	0,46	35,438	0,24
9	10000	0,01259	0,844	243,05	0,93	46,369	0,40
10	1000	0,12588	8,439	2430,6	9,25	79,041	2,65
11	300	0,41961	20,981	8091,2	30,81	95,073	7,61
12	200	0,62942	31,471	12126,5	46,17	100,378	11,01
13	165	0,76293	38,146	14688,8	55,93	102,882	13,03
14	125,883	1,00000	67,037	19308	73,51	106,389	16,12

Из табл. 6.4 видно (к варианту 1 относятся все колонки, кроме двух последних), что параметр q , хоть и имеет смысл вероятности, но для малых значений n может быть больше единицы (когда $m > n$), что для вероятности недопустимо, поэтому его лучше интерпретировать как среднее количество страховых событий, приходящихся на один *оплаченный страхователем* страховой договор. Т.е. предполагается, что обязательства по возмещению выполняются перед всеми страхователями (82,2 млн.), но страховую премию страховой компании выплачивают лишь n страхователей из всех. При этом для обеспечения сбора полной суммы, необходимой для возмещения всем страхователям (вне зависимости от того, оплатил он страховую премию или нет) тариф и, соответственно, ежемесячный платеж, вносимый n страхователями, должен увеличиваться при уменьшении числа n . Количество оплачиваемых договоров в табл. 6.4 варьируется в широком диапазоне – от полного их количества (82,2 млн.) до числа страховых случаев (125883). В силу того, что подкоренное выражение в (6.12) не может быть отрицательным, формально не может быть $q > 1$. Но поскольку коэффициент отражает долю

рисковой надбавки (T_p) относительно страховой премии (T_0), то при $q > 1$ можно полагать $k = 0$.

Для данного варианта страховой модели количество оплачиваемых договоров страхования n имеет форму плотности распределения, аналогичную гамма-распределению, представленному выражением (6.1) и/или на рис. 6.6. Т.е. договоры оплачивают как малообеспеченные, так и состоятельные страхователи. В следующем варианте рассмотрим такую модификацию страховой модели, в котором учтено расслоение населения по уровням доходов.

Вариант 2. В нем принято, что *страховую премию оплачивают не все, а страховое возмещение получают все*. Оплачивает лишь состоятельная часть страхователей. В этом варианте распределение страхователей, оплативших страховую премию, имеет вид усеченного (отсеченного слева) гамма-распределения (6.1). Т.е. отсекается часть страхователей (они не оплачивают страховую премию), имеющих низкие доходы. Отсечение левой части распределения приведет к тому, что значения статистических характеристик усеченного распределения будут отличаться от исходного. Так математическое ожидание дохода произвольного страхователя ($\bar{S}_{сдд}^{\tau}$), оплатившего страховую премию, будет тем больше, чем больше порог отсечения ($t = \tau$). А это значит, что, варьируя порог отсечения τ , можно подобрать долю страховой премии ($\delta_M = \frac{\bar{S}_M}{\bar{S}_{сдд}} \cdot 100$) достаточно малой (относительно доходов), что не должно вызвать негативной реакции страхователей.

В рассматриваемом варианте организации страхования страховая премия взимается со всех n страхователей, доходы которых расположены справа от порога отсечения ($t = \tau$) в распределении (6.1).

Все расчеты аналогичны *варианту 1*, с той лишь разницей, что среднедушевой доход той состоятельной части населения, которая оплачивает страховую премию, будет зависеть от порога отсечения ($t = \tau$). Т.е. необходимо найти оценку математического ожидания усеченного слева гамма-распределения. Поскольку простых аналитических выражений для таких оценок нет [13], воспользуемся одним из численных методов - методом статистических испытаний (Монте-Карло) гамма-распределенной случайной величины с последующим определением среднего значения той части выборки, которая находится справа от точки отсечения τ .

Результаты моделирования и расчетов по варианту 2 приведены в двух последних колонках табл. 6.4 и на рис. 6.8.

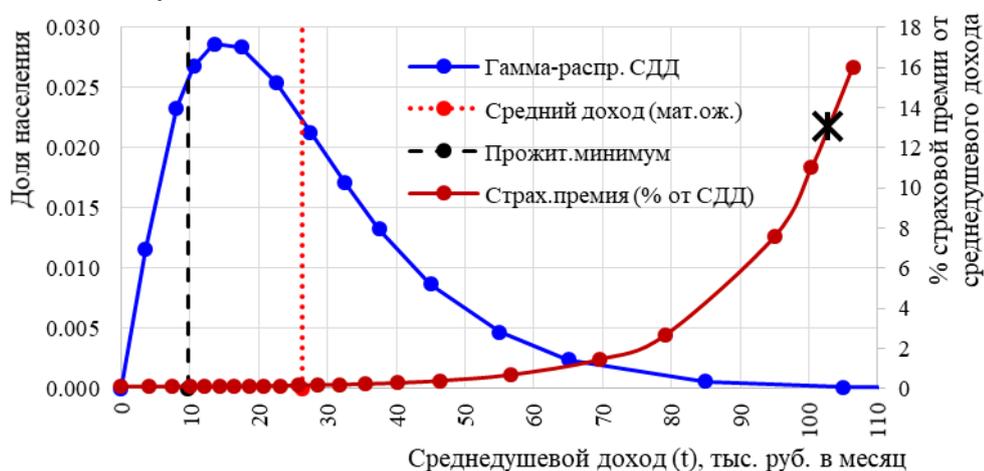


Рисунок 6.8 - Плотность распределения дохода по России в 2018 году (по данным Росстата) и размер доли страховой премии как % от СДД (δ_M)

Здесь гамма-распределение СДД - $F(S_{сдд})$ является функцией распределение населения по величине среднедушевого дохода. На рис. 6.8 график «Страх. премия (% от СДД)» показывает, как зависит % страховой премии в среднедушевом доходе от значения отсечения (τ) по шкале среднедушевого дохода. Так, черным маркером отмечен некоторый «моральный барьер» уровень в 13% (такой процент составляет в РФ налог на доходы физических лиц). Это безусловно очень высокий уровень для налога на обеспечение пожарной безопасности, но он и маловероятен, т.к.

соответствует уровню отсечения для СДД около значения $\tau = 103$ тыс. руб. в месяц. Т.е. для этого варианта налог должны платить только граждане с доходом выше 103 тыс. руб. в месяц, их количество - около 165 тыс. чел. Зависимость $\delta_m(\tau)$ аппроксимирована экспоненциальной (с коэффициентом детерминации $R^2 = 0,971$) и полиномиальной зависимостью ($R^2 = 0,999$), которые имеют следующий вид:

$$\delta_m(\tau) = 0,0578e^{0,0497\tau}, \quad (6.15)$$

$$\delta_m(\tau) = 0,3102 - 0,0629\tau + 0,0042\tau^2 - 9 \cdot 10^{-5}\tau^3 + 6 \cdot 10^{-7}\tau^4. \quad (6.16)$$

В табл. 6.4 в двух последних колонках жирным шрифтом выделены характерные значения. Так порог отсечения $\tau = 9,934$ тыс. руб. соответствует (с точностью до дискретизации шкалы порогов) *прожиточному минимуму*. Это значит, что если считать, что количество плательщиков $n = 70$ млн. чел. (все находящиеся выше прожиточного минимума), то средняя доля ежемесячного платежа составит 0,12% от среднедушевого дохода (3-я строка табл. 6.4). Вторая группа строк табл. 6.4, выделенных жирным шрифтом (с 7-й по 10-ю), отражает ряд уровней отсечения, выше среднего дохода. Это соответствует приемлемой, на наш взгляд, доле ежемесячного платежа - от 0,18% до 2,65% от среднедушевого дохода, что соответствует количеству плательщиков от $n = 30$ млн. чел. до $n = 1$ млн. чел., имеющих средние доходы соответственно от 28,501 тыс. руб. до 79,041 тыс. руб. в месяц. Пороги отсечения, расположенные правее этих значений, приводят, на наш взгляд, к неприемлемо высоким значениям страховых тарифов для страхователей, оплачивающих страховую премию.

6.2.2.2. Расчетный алгоритм страхового возмещения

Приведенные в предыдущих подразделах математические выкладки показывают, как связаны между собой основные элементы страховых расчетов и параметры процесса ликвидации пожаров. Учитывая такие взаимосвязи, можно выполнять различные исследования и расчеты, выбирая в качестве независимых переменных и показателей те или иные группы переменных. Далее приведена схема алгоритма в виде «черного ящика» (рис. 6.9) и в развернутом виде (рис. 6.10).

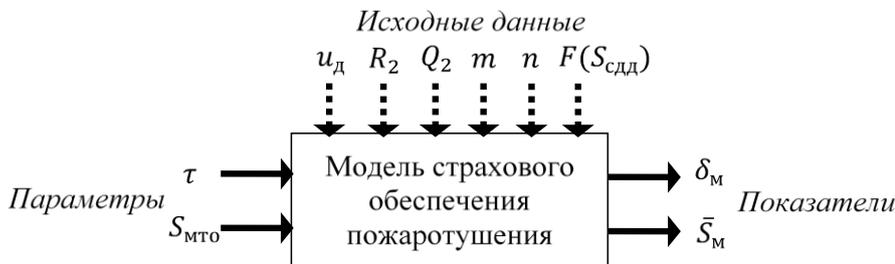


Рисунок 6.9 - Переменные и показатели страховой модели

На рис. 6.9. имеется дополнительная входная переменная $S_{\text{мто}}$, отсутствующая в описанной выше модели. Это сумма *материально-технического обеспечения* (МТО) пожарных подразделений. Данная переменная отражает сумму, необходимую пожарным подразделениям для обеспечения своей деятельности. Ее роль более подробно будет рассмотрена далее.

Жирными стрелками обозначены *параметры* (основные входные переменные модели) и *показатели* (выходные переменные). Жирными пунктирными стрелками показаны *исходные данные* (дополнительные входные переменные).

Таким образом, *исходными данными* для модели являются:

- параметры ущерба, принятые в данной работе за основные показатели ($u_d; R_2; Q_2$);
- количество пожаров в год (m);
- количество трудоспособного населения (n);
- функция распределения среднедушевого дохода ($F(S_{\text{сдд}})$).

Напомним, что в данном исследовании, без потери общности, принято допущение, что в страховании может участвовать каждый трудоспособный гражданин (n), с каждым из которых

может произойти страховой случай, приводящий к тому или иному виду ущерба ($u_d; R_2; Q_2$). При этом принято, что количество страховых случаев равно числу пожаров в год (m). Такая оценка количества страховых случаев является приближенной, т.к. в некоторых пожарах люди не страдают и не несут ущерба, а в иных случаях в одном пожаре может быть несколько пострадавших. Такое допущение принято в связи с недоступностью более тонкой статистики о пострадавших, величина количества пожаров может служить начальной оценкой количества страховых случаев, что позволяет проверить работоспособность предложенных в работе алгоритмов.

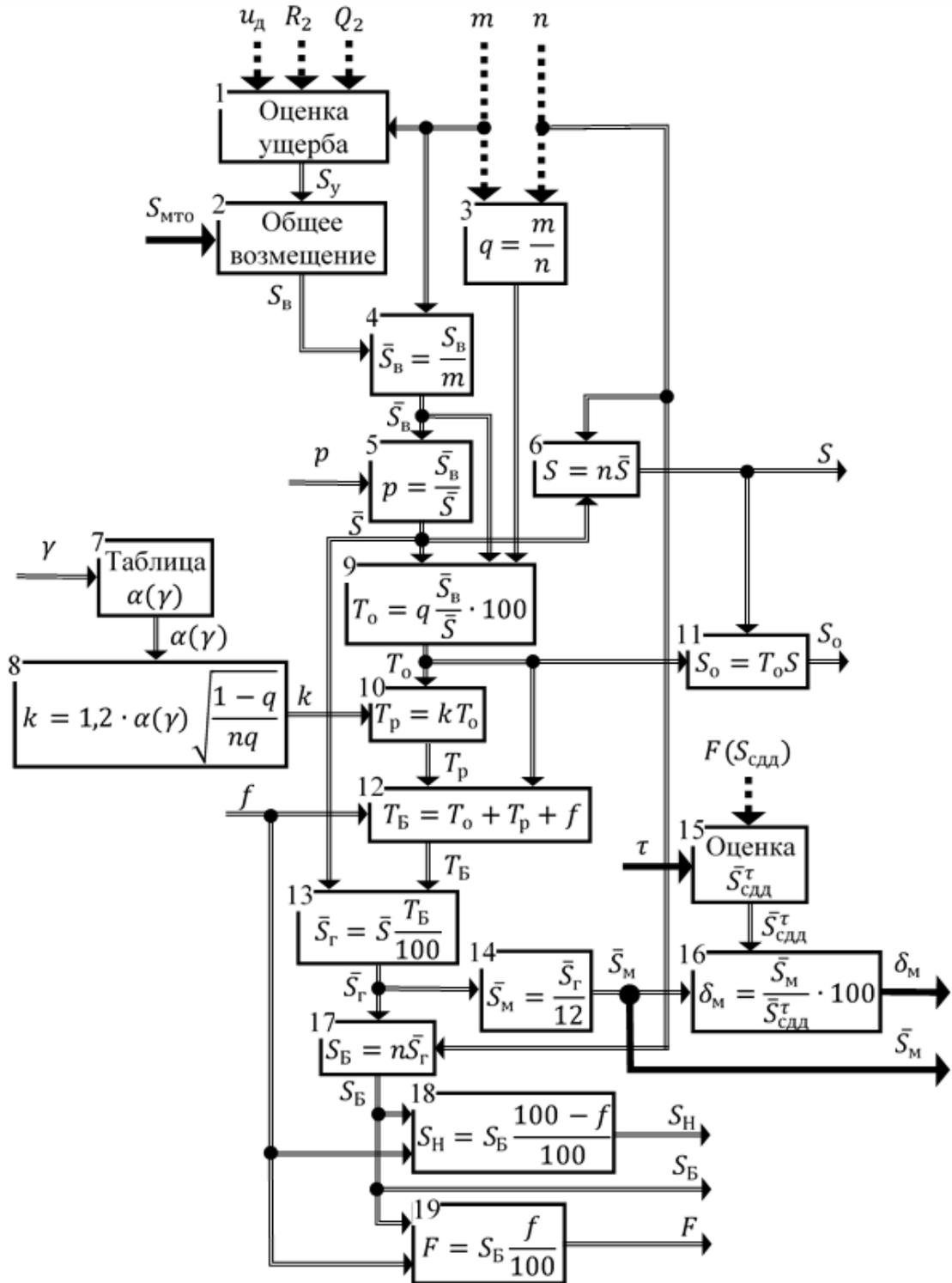


Рисунок 6.10 - Расчетная схема вариантов страховой модели

В качестве *показателей* в модели выделены такие важные для граждан характеристики

как:

- средний ежемесячный страховой платеж (средняя страховая премия \bar{S}_M);
- доля средней страховой премии в среднем среднедушевом доходе (δ_M).

Основными параметрами модели, значения которых должны определяться вне страховой модели, выбраны:

- уровень отсечения τ (по величине среднедушевого дохода) плательщиков страховой премии;
- объем средств S_{MTO} , необходимых для материально-технического обеспечения противопожарной деятельности.

На рис. 6.10 приведена расчетная схема вычисления всех основных параметров страховой модели. Эта схема имеет универсальный характер, т.е. в ней отражены оба варианта, приведенные выше. При этом *вариант 1* является частным случаем *варианта 2* (при $\tau = 0$).

Вспомогательные входные переменные и выходные показаны двойными стрелками. Все обозначения соответствуют приведенным выше формулам страховой модели.

Как видно из схемы, представленной на рис. 6.10, сумма S_{MTO} является частью страхового возмещения, наряду с суммой возмещения ущерба (S_Y).

Параметрическая зависимость показателей от входных переменных

В приведенных выше выкладках и оценках были построены предельные (снизу) оценки объемов страховых средств, т.е. предполагалось, что вся страховая премия идет на возмещение ущерба. Рассмотрим вариант, в котором на возмещение ущерба может быть направлена допустимая (в определенном смысле) часть совокупной страховой премии. На рис. 6.8 и в выражениях (6.15), (6.16) отражены зависимости $\delta_M(\tau)$. Однако, в дальнейшем анализе важной представляется и зависимость показателя δ_M от других параметров, в частности, от S_{MTO} .

Анализ с помощью построенной модели (рис. 6.10) показал, что зависимость $\delta_M(S_{MTO})$, для самого осторожного уровня отсечения, равного прожиточному минимуму (см. табл. 6.4), имеет линейный характер (рис. 6.11):

$$\delta_M(S_{MTO}) = 0,1322 + 0,006077S_{MTO}, \quad (6.17)$$

где S_{MTO} измеряется в млрд. руб., а δ_M означает % среднего ежемесячного страхового платежа относительно среднего месячного среднедушевого дохода.

Заметим, что в этой модели не отражена сумма возмещаемого ущерба (S_Y), а содержится только сумма материально-технического обеспечения. Предполагается, что она входит в страховой платеж и возмещается полностью, а страховой платеж (и соответствующий ему % в СДД - δ_M) включает S_Y и S_{MTO} .

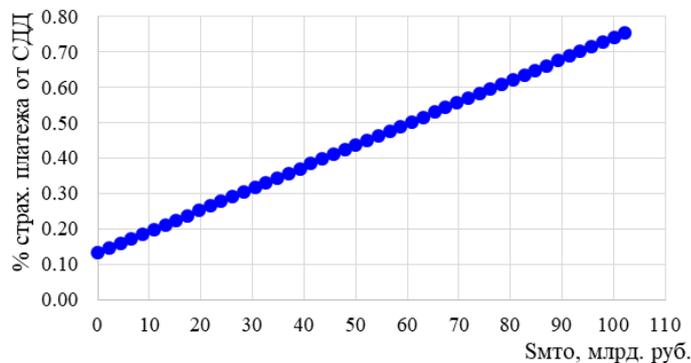


Рисунок 6.11 - Доля страховых платежей в СДД при различных объемах S_{MTO}

6.2.3. Оценки объемов необходимых страховых сумм

6.2.3.1. Оценки постоянных расходов пожарного подразделения

В страховой платеж, кроме возмещаемого ущерба (S_Y), включены и суммы материально-технического обеспечения (S_{MTO}). При этом предполагается, что в рамках приведенной выше

схемы (рис. 6.3), $S_{\text{МТО}}$ предназначается и может расходоваться на:

- создание коммерческих пожарных подразделений (КПП), которые по аутсорсингу услуг могут привлекаться для выполнения боевых задач ликвидации пожаров;
 - компенсацию (и/или дополнительное финансирование в целях развития) структур ГПС.
- Далее, для определенности, будем считать, что страховое финансирование используется в целях материального обеспечения КПП. Тогда $S_{\text{МТО}}$, которое включает в себя:

- постоянные издержки - $S_{\text{пост}}$, состоящие из:
 - издержек на приобретение пожарной техники и оборудования - $S_{\text{пок}}$;
 - издержек на сервисное обслуживание пожарной техники и оборудования - $S_{\text{сервис}}$;
 - издержек на приобретение (и содержание) или аренду зданий и сооружений - $S_{\text{здан}}$;
 - издержек на денежное и материальное довольствие персонала - $S_{\text{зп}}$;
 - прочие постоянные издержки - $S_{\text{пост_проч}}$;
- переменные издержки - $S_{\text{пер}}$, включающие:
 - издержки на горючее - $S_{\text{гор}}$;
 - издержки на воду - $S_{\text{вода}}$;
 - издержки на пену - $S_{\text{пена}}$;
 - издержки на прочие расходные материалы и компоненты - $S_{\text{пер_проч}}$.

Приведем некоторые базовые цифры, необходимые для получения стоимостных оценок, на основе доступных в открытом доступе [337, 250] источников.

Типовая структура пожарной (пожарно-спасательной) части (ПСЧ) приведена на рис. 6.12.

Как видно из рис. 6.12, в состав отделения (по нормативным документам) входит 6 сотрудников (начальник караула; помощник начальника караула; командир отделения; водитель; диспетчер; пожарный). Однако, из-за недоукомплектованности пожарных частей нередко случаи, когда в отделении лишь 2 человека. В последние годы эта цифра доведена, в среднем, до 4-5 человек.

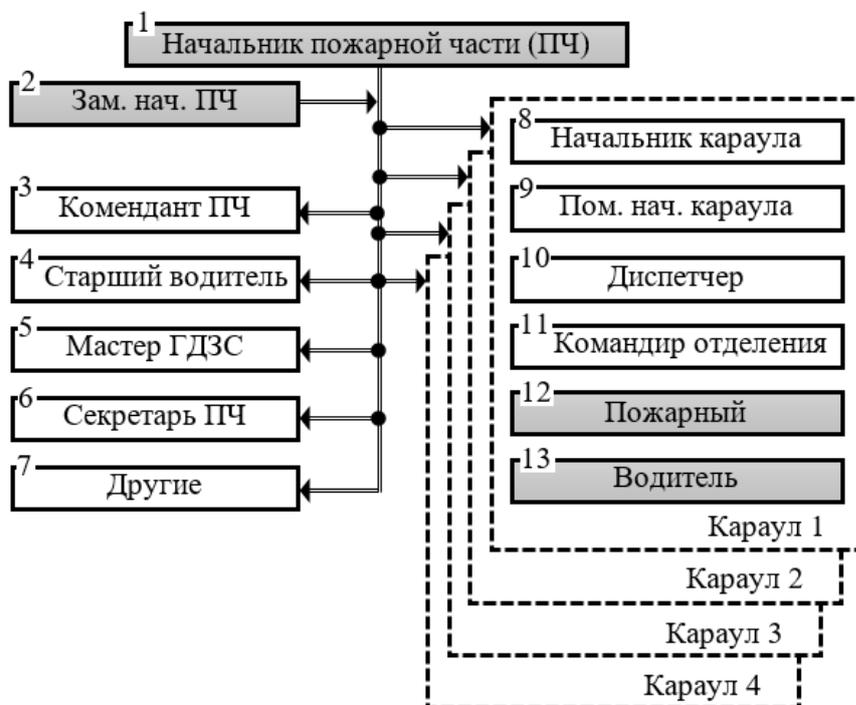


Рисунок 6.12 - Типовая структура пожарной части ГПС

Общее количество сотрудников ПСЧ - 30 человек. Но в контексте рассматриваемой задачи делегирования части потока вызовов (низшего ранга 1) на внешние структуры (например, КПП), в минимальный состав ПСЧ при круглосуточном дежурстве может входить 10 человек (на рис. 6.12 тонированы).

Рассмотрим составляющие постоянных издержек, связанные с оснащением ПСЧ

минимальной комплектации. Средняя зарплата сотрудника МЧС России на сегодня составляет около $s_{зп} = 42$ тыс. руб. по регионам и должностям она сильно варьируется. Так в Москве она составляет около 50 тыс. руб.

По данным торговых площадок [387] стоимость комплекта боевой пожарной одежды составляет 5-25 тыс. руб. Для дальнейшего анализа принята величина в $s_{бo} = 15$ тыс. руб.

Дополнительное оснащение (сушилki одежды, пожарный инвентарь и т.п.) пусть составляет $s_{до} = 100$ тыс. руб.

По данным производителя [387] стоимость автоцистерны отечественного производства составляет 2,5-5,75 млн. руб. Для дальнейшего анализа принята величина в $s_{ац} = 4,5$ млн. руб. при сроке амортизации до 10 лет [239].

Кроме того, как было отмечено выше, в функции КПП может быть включено участие в ликвидации пожаров с применением высокотехнологичного оборудования, такого как дроны (информационные или разведчики), пожарные роботы, парогенераторы.

Так, средние цены на группу высокотехнологичного оборудования:

- современные информационные дроны могут стоить 2 млн. руб.;
- пожарные роботы - 10 млн. руб.;
- автопарогенераторы - 19 млн. руб.

Диапазоны цен на это высокотехнологичное оборудование варьируется в очень широких пределах. Так, пожарные роботы [249, 250] могут быть размером от небольшой детской машины (например, типа МРУП «Прометей», РУПР-1, МРК-ПП, МРУП 112 ВР, «Thermite RS», «AirCore TAF 20») до полноразмерной бронемашины пехоты или танка (типа LUF-60, «Ель-4», «Ель-10», «Кедр», «Пионер», «Пожар», «Уран-14»). При этом их цены могут быть от нескольких сот тысяч рублей до десятков миллионов рублей.

Дроны могут использоваться как в целях непосредственной ликвидации пожаров, так и для сбора информации о текущем состоянии пожара. При этом цены варьируются от 300 тыс. руб. до 7 млн. руб.

Сооружения быстровозводимых пожарных депо на один автомобиль (помещения для автомобиля, пункт связи, санузел с душевой, столовая, комната отдыха) площадью 102 кв.м. в зависимости от комплектации стоят [155] 3,5-7,7 млн. руб., в среднем - 5,6 млн. руб. Аналогичное сооружение в два этажа и с расширенным набором вспомогательных помещений площадью 326 кв.м. на два автомобиля стоит 22,5-24 млн. руб.

По данным информационных источников МЧС РФ [249, 250] согласно бюджету РФ, на МЧС России в 2020 году приходится более 180 млрд. руб., в 2021-м он должен быть более 185 млрд. руб., в 2022 году - около 193 млрд. руб.

В состав ГПС входит:

- 220 000 сотрудников;
- 13 600 зданий и сооружений (из которых более 4000 пожарных депо);
- 18 634 пожарных автомобилей различных типов.

В составе гарнизона пожарной охраны Москвы:

- 134 пожарные части и 54 отдельных пожарных поста;
- 451 единица пожарной техники, из которых:
 - 289 автомобилей постоянно находятся в боевом расчете, в том числе:
 - 134 автоцистерны;
 - 56 автолестниц и подъемников.

6.2.3.2. Оценка переменных расходов пожарного подразделения

В связи с тем, что детальные статистические данные об отдельных издержках, составляющих затраты на тушение пожара в открытых источниках не публикуются, в настоящем подразделе приведены данные из реальной бухгалтерской и технической документации (по эксплуатационной карте) одной из региональных пожарно-спасательных частей (ПСЧ).

Данные (табл. 6.5) приведены для автоцистерны (АЦ) УРАЛ-3.0-40 (43206) с насосной

установкой LSA3000, как основном типе АЦ, используемом при тушении пожаров в регионе.

Таблица 6.5 - Данные расхода дизельного топлива при выезде на пожар автоцистерны УРАЛ-3.0-40 (43206)

№ п/п	Дата	Путь всего, км	Работа на пожаре		Прочие работы, мин	Фактич. расход дизельн. топлива, л	Тип нормы расхода
			с насосом, мин	без насоса, мин			
1	2	4	5	6	7	8	9
1	01.01.2017	19	36	10	15	21,340	Зимняя, 10%
2	14.01.2017	25	48	5	5	24,475	Зимняя, 10%
3	16.01.2017	12	30	20	5	16,995	Зимняя, 10%
4	10.02.2017	5	24	10	0	10,175	Зимняя, 10%
5	25.02.2017	38	60	10	5	33,605	Зимняя, 10%
6	20.03.2017	3	5	10	0	3,990	Зимняя, 5%
7	16.04.2017	32	42	0	10	23,200	Летняя
8	27.04.2017	35	5	0	15	15,750	Летняя
9	01.05.2017	9	18	0	10	9,150	Летняя
10	01.05.2017	53	60	10	10	36,550	Летняя
11	16.05.2017	9	114	20	0	34,650	Летняя
12	03.06.2017	26	24	5	5	16,600	Летняя
13	10.06.2017	18	12	5	5	10,800	Летняя
14	10.08.2017	39	84	5	10	36,900	Летняя
15	17.08.2017	9	24	5	10	11,400	Летняя
16	31.08.2017	5	24	10	5	10,000	Летняя
17	05.09.2017	2	102	10	0	27,700	Летняя
18	07.09.2017	39	336	10	0	99,150	Летняя
19	04.10.2017	19	42	5	10	19,400	Летняя
20	16.10.2017	3	2	0	10	3,050	Летняя
21	04.11.2017	8	19	30	5	14,080	Зимняя, 10%
22	18.11.2017	31	48	46	0	32,725	Зимняя, 10%
23	02.12.2017	20	36	10	5	20,075	Зимняя, 10%
24	09.12.2017	33	30	10	0	22,605	Зимняя, 10%
25	09.12.2017	9	42	10	0	16,665	Зимняя, 10%
26	10.12.2017	40	30	10	0	25,300	Зимняя, 10%
27	10.12.2017	29	60	5	0	28,490	Зимняя, 10%
28	16.12.2017	14	3	20	0	9,515	Зимняя, 10%
29	18.12.2017	14	72	15	0	27,665	Зимняя, 10%
30	30.12.2017	37	36	20	0	27,445	Зимняя, 10%

Ее основные характеристики следующие: цистерна для воды - 3 куб. м.; бак для пенообразователя - 180 л.; насос - LSA3000 в заднем отсеке; производительность насоса - 50 л/с; боевой расчет - 6 человек; шасси - «Урал-43206»; двигатель - ЯМЗ-536 (285 л. с.). Фактический расход дизельного топлива на выезды представлен на рис. 6.13 в виде интервального вариационного ряда (эмпирического аналога плотности распределения) и его аппроксимации Гамма-распределением.

Анализ динамики цен в 2017 году на дизельное топливо по региону [420] показал, что средняя по году цена составляет 37,8 руб./л.

Для вычисления среднего расхода топлива на один вызов, а также расхода воды и пенообразователя воспользуемся доступной выборкой реальных данных регистрации выезда пожарных автомобилей на пожар по «Актам о пожаре», составленным сотрудниками соответствующей пожарно-спасательной части в 2016-2018 гг. (табл. 6.6).

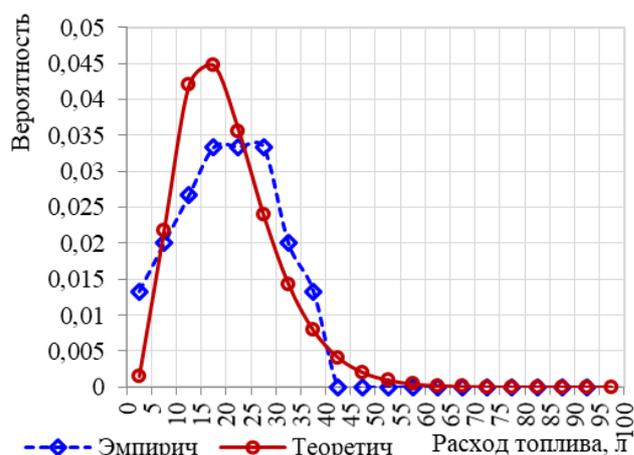


Рисунок 6.13 - Эмпирическая плотность распределения расхода топлива АЦ на один выезд и аппроксимирующее ее Гамма-распределение.
Среднее значение - 22,98 л., СКО - 17,26 л., $\alpha=1,77$, $\beta=12,97$

Таблица 6.6 - Данные из «актов о пожаре» о количестве АЦ, участвующих в тушении, а также о расходе воды и пенообразователя

№ п/п	Дата	Количество АЦ	Вода, тыс. л	Пенообразователь, л	Прямой мат.ущерб, тыс.руб	Спасенное имущество, тыс.руб
1	28.04.2016	2	6	250	5	0
2	22.05.2016	2	6,5	0	20	0
3	22.05.2016	3	1	0	5	500
4	08.06.2016	2	0,2	0	1	100
5	02.09.2016	2	2,5	0	170	0
6	16.09.2016	3	12	0	300	300
7	26.09.2016	2	5	0	15	0
8	29.10.2016	1	3	0	50	0
9	27.11.2016	4	0,3	0	50	100
10	03.12.2016	2	11,5	0	200	0
11	01.01.2017	2	4	0	50	200
12	14.01.2017	2	3	0	30	800
13	10.02.2017	2	5	0	50	0
14	25.02.2017	2	7,5	0	150	200
15	16.04.2017	2	8	0	100	0
16	01.05.2017	4	30	0	500	200
17	31.08.2017	3	3	125	10	1500
18	05.09.2017	2	7	292	200	0
19	07.09.2017	2	50	0	150	1000
20	04.10.2017	2	8	0	20	50
21	04.11.2017	2	3	125	150	800
22	18.11.2017	2	8	0	60	300
23	02.12.2017	2	3	125	25	500
24	09.12.2017	1	3	0	80	300
25	09.12.2017	1	3	0	100	1000
26	10.12.2017	2	3	0	25	350
27	10.12.2017	2	5,5	0	30	100
28	18.12.2017	1	5	0	100	1000
29	08.01.2018	1	3	125	20	500
30	24.01.2018	1	0,5	0	4	45
Среднее значение		2.033	7,017	34,72	89,000	328,167

Гистограммы количества АЦ, участвующих в тушении пожара, а также количества

расходуемой воды и пенообразователя всеми нарядами (АЦ), участвующими в ликвидации пожаров, приведены на рис. 6.14, а их средние значения – в последней строке табл. 6.6.

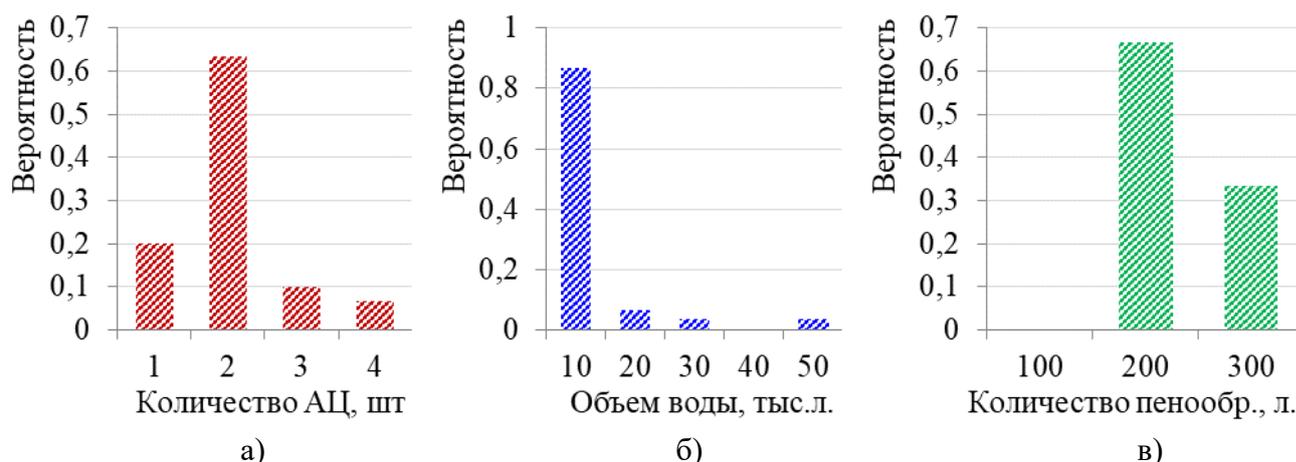


Рисунок 6.14 - Гистограммы количественных показателей ликвидации пожаров

Учитывая то, что в каждом пожаре в среднем участвует 2,03 автоцистерны, каждая из которых в среднем потребляет 22,98 л. дизельного топлива по средней цене 37,8 руб./л., средние издержки на один пожар на топливо составят:

$$S_{\text{гор}} = v_{1 \text{ АЦ}} n_{\text{АЦ}} c_{\text{дт}} = 22,98 \times 2,03 \times 37,8 = 1564,23 \text{ (руб)}, \quad (6.17)$$

где: $v_{1 \text{ АЦ}}$ – среднее количество дизельного топлива, потребляемого одной АЦ при выезде на пожар; $n_{\text{АЦ}}$ – среднее количество АЦ, выезжающих на один пожар; $c_{\text{дт}}$ – цена одного литра дизельного топлива.

Аналогично топливу, средние издержки за воду, израсходованную на тушение одного пожара, с учетом цены (10,09 руб/м. куб. [420]) в 2017 году в соответствующем регионе, составят:

$$S_{\text{вода}} = q_{1 \text{ вода}} c_{\text{вода}} = 7,02 \times 10,09 = 70,80 \text{ (руб)}, \quad (6.18)$$

где: $q_{1 \text{ вода}}$ – среднее количество воды, расходуемой на тушение одного пожара; $c_{\text{вода}}$ – цена одного кубического метра воды.

Средние издержки, связанные с расходом пенообразователя (с учетом того, что его плотность составляет 1,2 кг/л. [354]), можно рассчитать аналогично. При этом будем иметь в виду, что стоимость пенообразователя на рынке варьируется в широком диапазоне 40-550 руб./л. Выберем ее величину, используемую в бухгалтерской документации подразделения - 45,83 руб./л. Тогда:

$$S_{\text{пена}} = q_{1 \text{ пена}} c_{\text{пена}} = 34,72 \times 45,83 = 1591,32 \text{ (руб)}, \quad (6.19)$$

где: $q_{1 \text{ пена}}$ – среднее количество пенообразователя, расходуемого на тушение одного пожара; $c_{\text{пена}}$ – цена одного килограмма пенообразователя.

Таким образом, общие издержки, связанные с расходуемыми материалами в среднем на одном пожаре, составляют:

$$\begin{aligned} S_{1 \text{ пож}} &= S_{\text{гор}} + S_{\text{вода}} + S_{\text{пена}} = \\ &= 1564,23 + 70,80 + 1591,32 = 3226,35 \text{ (руб)}. \end{aligned} \quad (6.20)$$

Данный тип издержек принято [157, 158, 312, 313] называть *переменным*, поскольку их суммарный объем *зависит от количества* вызовов, которые оказались пожарами или возгораниями (без учета ложных вызовов). Но кроме переменных издержек, как и в любых подобных экономических расчетах, следует принимать во внимание и постоянные издержки, суммарный объем которых не зависит от количества вызовов (стоимость недвижимого имущества, пожарной техники и оборудования, зарплата сотрудникам и др.). Более подробно полная структура издержек и оценки их составляющих будет рассмотрена ниже.

6.2.3.3. Оценка потерь от ложных вызовов

Средние расходы топлива на один вызов (см. (6.17)), позволяют сделать оценки тех потерь, которые несет госбюджет, когда наряды ППС выезжают на ложные или не подтвержденные вызовы.

По разным оценкам [418] количество ложных звонков может достигать 80-100% относительно не ложных. По некоторым оценкам [249] государству обслуживание ППС ложных вызовов обходится около 70 млн. руб. в год. Однако, полный ущерб от ложных вызовов сложно подсчитать, поскольку кроме прямых материальных расходов, которые несут наряды ППС, расходуя топливо на напрасную поездку к месту вызова и обратно, имеются еще и косвенные расходы, связанные с другими вызовами, от которых отвлекаются ППС, обслуживая ложные.

Потенциально ложные вызовы могли бы стать еще одним предметом внимания КПП, если их использование окажется рентабельным для государственной ППС и выгодным для КПП.

Опираясь на построенные оценки (6.17) можно построить и приближенные оценки потерь от ложных вызовов для различных субъектов. Воспользовавшись прогнозным количеством пожаров на 2018 год (табл. 6.1), вычислим лишь затраты на обслуживание ложных вызовов, принимая во внимание нижнюю границу оценки процента ложных вызовов – 80%. Результаты такой оценки приведены в табл. 6.7.

Полученные на основе реальных статистических данных о выездах нарядов ППС оценки потерь от ложных вызовов более чем в два раза (в 2,25) превышают ранее опубликованные [294] значения.

Таблица 6.7 - Прогноз потерь от ложных вызовов на 2018 год по России

Показатель	По России		
	Все	Город	Село
Количество пожаров в 2018 г.	125883	73847	51607
Количество ложных вызовов	100706	59078	41286
Потери, млн. руб.	157,528	92,411	64,580

6.2.3.4. Оценка «рентабельности» выездов нарядов ППС на вызовы

Выезд нарядов ППС на пожар призван сохранить имущество граждан от уничтожения огнем. Если бы служба ППС не выезжала на ликвидацию пожаров, то все охваченное пожаром имущество граждан было бы для них потеряно (а также погибшие и пострадавшие люди). Спасая часть имущества (а также жизни и здоровья людей), государство, в лице ППС, как бы, субсидирует граждан в объеме спасенного имущества. Или это можно считать так, что государство «зарабатывает» для граждан спасенное имущество за счет затрат на выезд нарядов ППС. Таким образом, по аналогии с маржинальной (без учета постоянных издержек) прибылью предприятий [157, 158] или доходностью активов, котирующихся на фондовых рынках, в качестве меры рентабельности ($r_{\text{ППС}}$) можно рассматривать показатель отношения средней стоимости спасенного имущества (табл. 6.6) в одном пожаре ($w_{1 \text{ пожар}}$) к переменным издержкам на один выезд ($s_{1 \text{ пожар}}$):

$$r_{\text{ППС}} = \frac{w_{1 \text{ пожар}}}{s_{1 \text{ пожар}}} = \frac{328167}{3226,35} = 101,71. \quad (6.21)$$

Таким образом, *маржинальная рентабельность выездов нарядов ППС на пожары* составляет 10171%, что является весьма высоким показателем по меркам производственных систем [157, 158]. Это означает, что на один рубль вложенных государством средств возвращено (спасенным имуществом) 101,71 рубль.

Еще одним показателем эффективности работы ППС может служить *коэффициент полезного действия* (КПД), отражающий долю спасенного имущества относительно суммы спасенного и уничтоженного в пожаре (табл. 6.6):

$$k_{\text{ППС}} = \frac{w_{1 \text{ пожар}}}{w_{1 \text{ пожар}} + u} = \frac{328167}{328167 + 89000} * 100 = 78,67\%. \quad (6.20)$$

Приведенные два показателя качества реагирования нарядов ППС на вызовы могут, дополнительно к общепринятым, характеризовать качество услуг, оказываемых гражданам и организациям.

6.2.3.5. Лизинг как вариант государственно-частного партнерства в системе МЧС

В рамках общей схемы совместного использования инновационных методов и средств для повышения эффективности работы ГПС существует и вариант смягчения финансовой нагрузки на подразделения пожарной охраны в плане обеспечения ее новой техникой и оборудованием. На рис. 6.10 эта составляющая представлена суммой $S_{\text{мто}}$. Данная сумма является частью возмещения, входящей, наряду с суммой возмещения ущерба (S_y), в основную часть (S_o) нетто-премии S_H . Страховая схема может быть приемлемой для населения или нет в зависимости от того, какую долю (δ_m) от среднего среднедушевого дохода ($\bar{S}_{\text{сдд}}$) будет составлять средний месячный страховой платеж (\bar{S}_m).

Смягчение страховой нагрузки на страхователей возможно, в частности, за счет использования пожарными службами схемы лизинга [141, 396] при расширении и/или обновлении своего парка машин и оборудования. Лизинг снижает единовременные скачки финансовой нагрузки на организацию, т.е. в этом случае нет необходимости в инвестировании больших сумм средств в оборудование и пожарную технику, а платеж растягивается на длительное время. Но при этом следует учитывать, что если пользователь эксплуатирует эту технику на протяжении всего времени эксплуатации, то он выплачивает не только всю ее стоимость, но также соответствующие комиссионные и другие надбавки лизингодателю. Если пользователь эксплуатирует технику ограниченное время, то схема лизинга оказывается, в большинстве случаев, выгодной, как с финансовой точки зрения, так и с учетом того, что обслуживание техники может оставаться за лизингодателем. Кроме того, пользователь пожарной техники имеет возможность более динамично проводить ее обновление без дополнительных капитальных затрат.

Лизинговой схемой приобретения новой техники могут воспользоваться как ГПС так и гипотетические пока КПП. Для последних лизинг позволит снизить объем необходимой суммы $S_{\text{пост}}$ (рис. 6.7), формируемой из страховых взносов.

Лизинг для задач МЧС РФ может служить одной из форм *частно-государственного партнерства* (ГЧП) [396]. К основным признакам ГЧП относятся следующие:

- в ГЧП участвуют государственные структуры и представители частного бизнеса. В рассматриваемом случае МЧС РФ является исключительно государственной структурой, а частный бизнес может быть представлен частными лизинговыми компаниями (например, такими крупными, как СберЛизинг, Европлан, ВЭБ-лизинг, ВТБ Лизинг и др.);
- взаимоотношения сторон определяются условиями лизингового договора;
- риски и затраты сторон распределяются между участниками на обоюдовыгодных условиях.

К основным формам государственно-частного партнерства обычно относят:

- госконтракты;
- аренду;
- лизинг (финансовую аренду);
- государственно-частные предприятия;
- соглашения о разделе продукции (СРП);
- концессию.

Рассмотрим, как технология лизинга может быть использована в организации процесса ликвидации пожара в плане приобретения необходимой техники.

В литературе показано [273], что для предприятий, эксплуатирующих разнообразную технику, лизинг более выгоден чем банковский кредит на закупку новой техники. Это приводит к расширению рынка лизинговых услуг на самую различную технику. На рис. 6.15 приведена диаграмма ТОП-10 объемов секторов лизинговых услуг по состоянию на 2019 год [433].



Рисунок 6.15 - ТОП-10 объемов лизинговых услуг в РФ в 2019 году

Как видно из рис. 6.15, рынок грузового автотранспорта, к которому относится и пожарная техника, весьма развит в РФ и является одним из самых крупных в настоящее время. Это свидетельствует о том, что технологически лизингодатель готов оказывать необходимые услуги в оснащении данным видом техники заинтересованные организации.

Одна из типовых схем лизинга включает следующие элементы.

1. *Лизингодатель* на банковский кредит или на собственные средства покупает у поставщика предмет лизинга (например, пожарные машины и оборудование).

2. В рамках заключенного договора лизинга лизингодатель передает соответствующий предмет договора *лизингополучателю* в пользование.

3. Лизингополучатель выплачивает в обусловленные в договоре сроки *лизинговые платежи* лизингодателю.

4. Лизингодатель осуществляет выплаты банку по кредиту (если средства заемные), платит налоги государству и, как правило, выполняет сервисное обслуживание предмета лизинга.

Затраты лизингодателя по договору лизинга имеют следующую структуру:

$$L_d = L_{им}^d + L_{кред}^d + L_{доп}^d, \quad (6.21)$$

где $L_{им}$ - балансовая стоимость предмета договора лизинга (имущества); $L_{кред}$ - плата за кредитные ресурсы, привлеченные для закупки предмета лизинга; $L_{доп}$ - оплата дополнительных услуг, связанных с договором лизинга.

Затраты лизингополучателя по договору лизинга (лизинговые платежи) складываются из следующих составляющих, выплачиваемых лизингодателю и в бюджет:

$$L_{п} = L_{ам}^п + L_{кред}^п + L_{прем}^п + L_{доп}^п + L_{ндс}^п, \quad (6.22)$$

где $L_{ам}^п$ - величина годовых амортизационных отчислений; $L_{кред}^п$ - годовой платеж за кредитные ресурсы (полученные лизингодателем от кредитной организации на предмет договора лизинга); $L_{прем}^п$ - лизинговая премия, получаемая лизингодателем за предоставленный предмет лизинга; $L_{доп}^п$ - оплата лизингодателю дополнительных услуг; $L_{ндс}^п$ - налог на добавленную стоимость на услуги лизингодателя.

Следует отметить, что в настоящее время в соответствии с существующим законодательством лизинговые сделки кредитуются по льготным ставкам, что делает лизинговые сделки привлекательными для лизингополучателей.

Основным параметром лизинговой сделки является величина ежегодного платежа за арендуемое имущество $L_{п}$, которая, конечно, зависит от стоимости самого имущества U_i . Как следует из литературы [273], эта доля ($d_i = \frac{L_{пi}}{U_i} \cdot 100$, измеряемая в %) составляет от 5% до 15%.

В некоторых случаях по договору лизинга требуется обеспечение в виде аванса в размере 10-30% от стоимости предмета лизинга, но в некоторых случаях достаточным является банковская гарантия, не требующая прямого финансирования лизингодателя. Далее будем иметь в виду вариант обеспечения банковской гарантией.

Существует большое разнообразие видов лизинга [396] и соответствующее им большое количество классификационных признаков.

Далее будет рассмотрен один из типовых вариантов лизинга, в частности, возвратный лизинг, при котором целью лизингополучателя не является аренда с последующим выкупом оборудования, а его возврат лизингодателю с последующим получением более новой версии машин/оборудования или принципиально новой модели с необходимым набором функциональных возможностей.

6.2.3.6. Аутсорсинг при ликвидации пожаров

Аутсорсинг является важным инструментом эффективного управления современными организационно-экономическими системами [18, 401]. Он позволяет, в отличие от стратегии опоры только на свои силы, более динамично реагировать на высокую изменчивость внешней среды и более рационально использовать свои ограниченные ресурсы. Есть у аутсорсинга и негативные стороны, в частности, риск утраты части своих компетенций, получение некачественной услуги и др. В каждом конкретном случае решение об использовании аутсорсинга услуг и/или оборудования следует принимать, взвешивая как позитивные, так и негативные эффекты. Для такой оценки полезными оказываются модели аутсорсинга, позволяющие учесть разнообразные факторы, влияющие на конечную эффективность управляемого процесса.

В работе МЧС РФ основная операционная деятельность по ликвидации чрезвычайных ситуаций выполняется собственными силами и с использованием собственных машин и оборудования.

В данном подразделе рассмотрены варианты передачи части услуг на аутсорсинг.

Работа подразделений добровольной пожарной охраны

Рассмотренная выше группа мелких пожаров могла бы стать предметом обслуживания КПП (вместо или в дополнение к добровольным пожарным дружинам - ДПД [349]). ДПД можно считать моделью взаимодействия ГПС с внешними операционными организациями для обеспечения ликвидации пожаров.

Общественные объединения пожарной охраны создаются на основании Федерального закона № 100-ФЗ от 06.05.2011 г. «О добровольной пожарной охране». На территории Москвы их создано более 800, которым передано более 20 единиц пожарной техники [346]. Кроме того, зарегистрировано более 13 тыс. добровольных пожарных, создано семь клубов спасателей, в которые вступило более 300 человек.

Аварийно-спасательные отряды проводят дежурство в выходные и праздничные дни. Кроме того, на дежурство в Москве ежедневно заступают более 30 добровольцев на 10 единицах пожарной техники. За 2018 год подразделения добровольной пожарной охраны выполнили более 70 выездов на ликвидацию пожаров, на которых спасено более 200 человек.

По РФ в целом численность добровольных пожарных составляет около 800 тыс. человек, но «... тех, кто реально выезжает на пожары, в десятки раз меньше» [284].

Добровольные пожарные подразделения также:

- участвуют в обеспечении пожарной безопасности мероприятий;
- привлекаются к проведению пожарно-тактических учений;
- участвуют в обходах мест проживания граждан;
- проводят встречи, разъясняя вопросы пожарной безопасности.

В целом, добровольцы оказывают значимый вклад в борьбу с пожарами и в их предупреждение. Опыт взаимодействия штатных пожарных подразделений с добровольными может служить моделью взаимодействия и с коммерческими пожарными подразделениями, привлекаемыми на условиях аутсорсинга.

Предметом аутсорсинга могут быть различные виды технологических операций ликвидации пожара, в частности [26]:

- обследование помещений зданий, сооружений и других объектов, пострадавших от пожара, для оценки ущерба.

- применение беспилотных средств (БПЛА и др.) для разведки и документирования мест, охваченных пожаром и последствий пожара.

- пенное тушение.
- тушение паром (парогенератор).
- автоцистерны (в т.ч. от коммунальных служб).
- автолестницы.
- системы муниципального видеонаблюдения (для отсева ложных вызовов).
- системы маршрутизации движения пожарных нарядов к месту пожара (с помощью БПЛА, спутников или систем видеонаблюдения).
- пожарные роботы.

Внедрение аутсорсинга можно рассматривать как способ адаптации организации со сложными технологическими процессами к изменениям внешней среды.

- Можно выделить следующие цели организации, важные для аутсорсинга:
- Развитие и укрепление основных технологий и умений, отличающих организацию от других. При этом иная деятельность, в которой организация не отличается от конкурентов или проигрывает им, может быть вынесена за ее пределы.
- Снижение издержек для обеспечения рентабельности технологических процессов и эффективности функционирования организации в целом.

Преимущества аутсорсинга состоят в том, что он позволяет организации оперативно адаптироваться к требованиям рынка за счет использования не внутренних резервов, а внешних ресурсов.

Среди основных конкурентных преимуществ, которые дает внедрение аутсорсинга можно выделить следующие [18, 26, 85, 94, 170, 348, 401]:

- Возможность сосредоточиться на основном виде деятельности.
- Повышение качества услуг и как следствие - повышение уровня удовлетворения потребителей.
- Снижение зависимости от внутренних ресурсов.
- Более простой контроль бюджета.
- Перераспределение активов.
- Оптимизация капиталовложений и др.

Исследования показывают [170], что в разных организациях существуют различные побуждающие причины перехода на аутсорсинг. Частота (вероятность) распределения этих причин приведена на рис. 6.16.



Рисунок 6.16 - Распределение причин использования аутсорсинга

Следует отметить, что в последнее время среди разновидностей аутсорсинга появился и ряд новых его форм, например, такие как [348]:

- *трансформационный аутсорсинг*. Это, когда аутсорсер берет на себя преобразование операционной деятельности того или иного направления деятельности предприятия (например, ИТ-департамента). В некоторых случаях он забирает на себя это направление, вместе с людьми,

выстраивает эффективные процессы и возвращает обратно.

- *кооперативный аутсорсинг*. В этом виде аутсорсинга несколько компаний близкого профиля объединяются для выполнения определенных функций на мощностях одной из них.
- *мультисорсинг*. В этом случае подбирается не один, а взаимосвязанная совокупность аутсорсеров, выполняющих некоторый комплекс функций, дающий некоторый синергетический эффект.

До принятия решения о внедрении аутсорсинга, как и с использованием любого инструмента, необходимо взвесить все «за» и «против», так как наряду с возможной эффективностью аутсорсинга, существуют и большие риски (потеря компетенции, финансовые риски, утечка конфиденциальной информации и др.). Реализация некоторых рисков может привести к обратному эффекту - снижению эффективности работы организации.

В связи с этим, важными задачами для менеджмента организации являются: определение целесообразности перевода того или иного технологического процесса на аутсорсинг, выбор функции, передаваемой аутсорсеру и четкое разграничение прав и обязательств аутсорсинг-партнеров.

Далее вопросы аутсорсинга будем рассматривать в плане той доли функций ликвидации пожаров (вызовов), которые могут быть переданы на аутсорсинг коммерческим пожарным подразделениям (КПП).

6.2.3.7. Общая структура издержек на обслуживание вызовов

На основании оценок различных видов издержек, приведенных в предыдущих подразделах, минимальный состав средних издержек одного пожарного подразделения (например, КПП) имеет структуру, представленную в табл. 6.8.

Таблица 6.8 - Состав затрат на оснащение и содержание одной ПСЧ минимального состава

Составляющие затрат	Кол-во	Цена, тыс. руб.	Сумма единовр., тыс.руб.	Сумма лизинга 10% в год, тыс.руб.	Сумма лизинга в мес, тыс.руб.
Постоянные затраты (на одну ПСЧ)					
<i>Единовременные затраты (покупка/лизинг)</i>					
Сооружение пожарного депо на 1 автомобиль	1	5600	5600	560	46,667
Автоцистерна	1	4500	4500	450	37,500
Комплект боевой пожарной одежды	10	15	150	15	1,250
Дополнительное оснащение (сушилки, пожарный инвентарь)	1	100	100	10	0,833
Всего 1:			10350	1035	86,250
Дроны	1	2000	2000	200	16,667
Пожарные роботы	1	10000	10000	1000	83,333
Автопарогенераторы	1	19000	19000	1900	158,333
Всего 2:			51700	5170	430,833
<i>Распределенные затраты</i>					
Зарплата (42 тыс. руб. в месяц)	10	504	5040	5040	420,000
Итого 1 (Всего 1 + зарплата):			15390	6075	506,250
Итого 2 (Всего 2 + зарплата):			56740	10210	850,833
Переменные затраты (на один вызов)					
Топливо, вода, пена		3,2			

В табл. 6.8 приведены постоянные затраты минимально необходимого состава сил и средства в составе одной ПСЧ (итоговая строка «Всего 1»), а также с дополнением минимального количества высокотехнологичного оборудования (итоговая строка «Всего 2»):

$$S_B = S_y + S_{\text{мто}} = S_y + S_{\text{пост}} + S_{\text{пер}}, \quad (6.23)$$

где, в свою очередь:

$$S_{\text{пост}} = S_{\text{пок}} + S_{\text{сервис}} + S_{\text{здан}} + S_{\text{зп}} + S_{\text{пост_проч}}, \quad (6.24)$$

$$S_{\text{пер}} = S_{\text{гор}} + S_{\text{вода}} + S_{\text{пена}} + S_{\text{пер_проч}} = S_{1 \text{ пож}} + S_{\text{пер_проч}}, \quad (6.25)$$

$$S_{\text{зп}} = S_{\text{зп}} + S_{\text{бо}}. \quad (6.26)$$

Учет средней зарплаты по состоянию на 2020 год (42 тыс. руб. в месяц) приводит к итоговым строкам, соответственно «Итого 1» и «Итого 2». В колонках таб. 6.8, помимо цены (колонка 3), приведены суммы единовременных платежей, если, например, выделяется некоторое финансирование на очередной год (колонка 4), суммы лизинговых платежей в годовом исчислении в предположении, что ставка лизинга составляет 10% годовых от стоимости предмета лизинга (колонка 5), сумма того же лизинга в месячном исчислении (колонка 6).

С учетом данных, приведенных в табл. 6.8, модель платежей на содержание одной ПСЧ минимального состава может быть представлена в следующем виде (соответственно в годовом и месячном исчислении):

$$S_{\Gamma} = 6075 + 3,2m_{\text{к}}, \quad [\text{тыс. руб.}], \quad (6.27)$$

$$S_{\text{М}} = 506,25 + 3,2m_{\text{к}}, \quad [\text{тыс. руб.}], \quad (6.28)$$

где $m_{\text{к}}$ - количество вызовов, обслуживаемых данной ПСЧ (например, КПП); первое слагаемое отражает постоянные издержки, второе - переменные, зависящие от количества обслуживаемых вызовов.

Если созданные КПП предназначены для обслуживания вызовов, передаваемых им на аутсорсинг, то должен быть создан механизм передачи вызовов того или другого типа на аутсорсинг в КПП. Этот механизм и определит то количество $m_{\text{к}}$, которое будет обслужено совокупностью созданных за счет страховых средств КПП.

6.2.3.8. Сценарии использования страховых средств

В качестве самого простого базового сценария применения страховых средств для потребностей ГПС можно рассмотреть случай переоснащения подразделений ГПС новой пожарной техникой.

Принимая во внимание, что, согласно данным МЧС РФ [250], он содержит около 20 тысяч пожарных автомобилей различных типов, пусть, в среднем (табл. 6.8) по цене 4,5 млн. руб. каждый, что составляет в общей сложности около 90 млрд. руб. Тогда:

Сценарий 1: На страховые средства (помимо возмещения ущерба) производится закупка новой пожарной техники (всего парка). В соответствии с выражением (6.17) для обеспечения $S_{\text{МТО}} = 90$ млрд. руб. достаточно установить налог на обеспечение пожарной безопасности в объеме $\delta_{\text{М}} = 0,679\%$, т.е. среднемесячный платеж трудоспособной части населения РФ в объеме 0,679% от среднедушевого дохода. Такой сбор (90 млрд. руб.) будет обеспечен в течение одного года. На основании (6.17) можно получить выражение для зависимости количества лет, необходимых для получения суммы объемом $S_{\text{МТО}}$ (графически - см. рис. 6.16):

$$G = \frac{S_{\text{МТО}}}{S_{\text{МТО Г}}} = \frac{S_{\text{МТО}}}{-21,754 + 164,55\delta_{\text{М}}}. \quad (6.29)$$

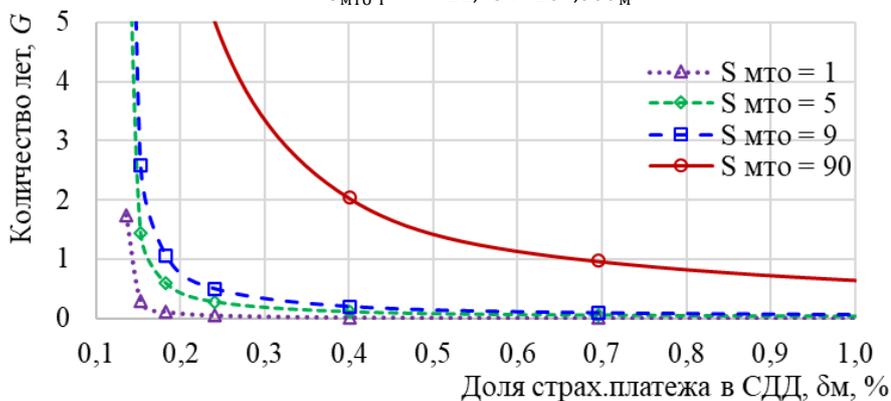


Рисунок 6.16 - Количество лет, необходимое для получения $S_{\text{МТО}}$

Выражение (6.29) позволяет планировать страховые сборы в зависимости от необходимой

суммы $S_{\text{МТО}}$ и допустимого уровня страховой нагрузки на страхователей $\delta_{\text{М}}$. В рамках *сценария 1* оба параметра ($S_{\text{МТО}}$ и $\delta_{\text{М}}$) находятся в руках Правительства РФ. Потребность в значении параметра $S_{\text{МТО}}$ определяется МЧС РФ на основании обоснования повышения эффективности реагирования при обновлении автопарка МЧС. Значение второго параметра $\delta_{\text{М}}$ определяется допустимым уровнем налоговой (страховой) нагрузки на различные слои населения.

Логика взаимодействия элементов страховой поддержки ГПС приведена на рис. 6.17.

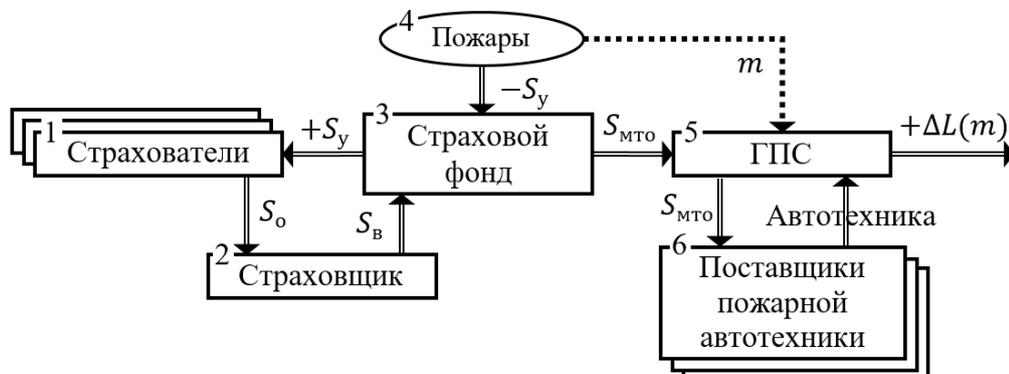


Рисунок 6.17 - Схема прямой страховой поддержки ГПС

На рис. 6.17 показано, что Страхователи (Блок 1) в рамках выплачиваемой страховщику (Блок 2) страховой премии оплачивают основную ее часть (S_0), которая и обеспечивает выплаты возмещения от пожаров ($S_в$), образующие страховой фонд (Блок 3). Пожары (Блок 4) наносят страхователям ущерб ($-S_y$), который им возмещается ($+S_y$) из страхового фонда. Согласно *сценарию 1*, сумма возмещения ($S_в$), кроме компенсации ущерба (S_y), содержит и сумму материально-технического обеспечения ГПС ($S_{\text{МТО}}$), необходимого для обновления парка автотехники ГПС путем закупки новой непосредственно у поставщиков. При этом весь поток вызовов (в годовом количестве m) поступает на обработку в ГПС и за счет обновленной пожарной автотехники обеспечивается прирост показателей эффективности реагирования ($+\Delta L(m)$).

Сценарий 2: На страховые средства (помимо возмещения ущерба) производится *переоснащение* новой пожарной техникой (всего парка), в отличие от *сценария 1*, по договорам лизинга. В соответствии с выражением (6.17) для обеспечения оплаты новой техники и переоснащения ГПС в течение года, по договорам лизинга (табл. 6.8) необходима сумма $S_{\text{МТО}} = 9$ млрд. руб. достаточно установить налог на обеспечение пожарной безопасности в объеме $\delta_{\text{М}} = 0,187$, т.е. среднемесячный платеж трудоспособной части населения РФ в объеме 0,187% от среднедушевого дохода. Такой сбор будет обеспечен в течение одного года равными долями ежемесячно. По ежемесячной разбивке может быть организована и соответствующая поставка автотехники. В целом же, плановый период обновления автопарка МЧС РФ определяется аналогично *сценарию 1* (см. линию $S_{\text{МТО}} = 9$ млрд. руб. на рис. 6.16).

Особенности *сценариев 1 и 2* в том, что при использовании страхового фонда (помимо возмещения ущерба) лишь на переоснащение автопарка ГПС, при очень малой доле страховой премии относительно СДД, задача решается на протяжении одного года или соизмеримого с ним срока, а в дальнейшем (при сохранении страхового сбора) страховые средства могут накапливаться в страховых фондах для их последующего использования в иных целях. Либо же страховая схема может применяться эпизодически по мере необходимости, а, возможно, и латентно - как часть других видов страхования населения.

Схема страхования с использованием лизинга приведена на рис. 6.18.

Она отличается от схемы *сценария 1* лишь тем, что добавляется промежуточное звено в виде лизингодателя (Блок 7), финансирование которого, для обеспечения ГПС пожарной техникой, выполняется кредитной организацией (Банк - Блок 8) в объеме кредита ($S_{\text{МТО,К}}$), достаточного для закупки пожарной техники (в объеме $S_{\text{МТО,Т}}$). ГПС же выплачивает лизингодателю лизинговый платеж в объеме $S_{\text{МТО,Л}}$, определенном в лизинговом контракте.

Таким образом, *сценарий 2* снижает бремя финансовой нагрузки на ГПС и, соответственно, на страхователей за счет применения лизинга. Но при этом весь поток вызовов обрабатывается ГПС и повышение эффективности ($+\Delta L(m)$) обеспечивается за счет обновления техники на более новую, высокопроизводительную, инновационную и используемую в рамках более эффективных технологий ликвидации пожаров.

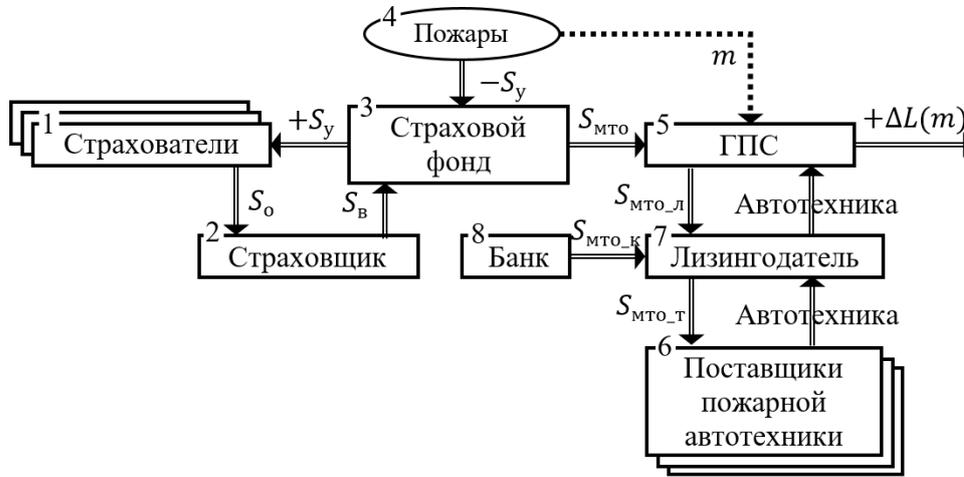


Рисунок 6.18 - Схема страховой поддержки ГПС через лизинг

Сценарий 3: Логика взаимосвязи элементов этого сценария приведена на рис. 6.19.

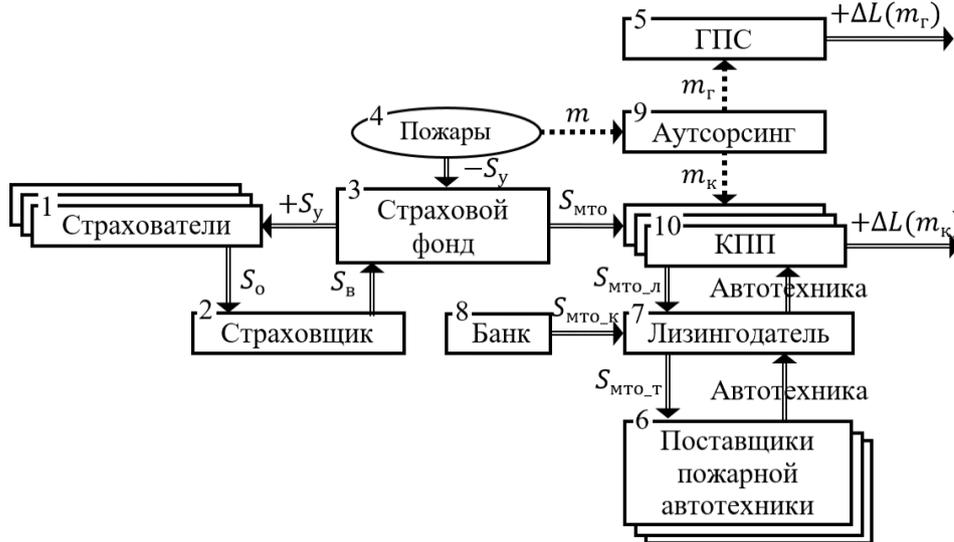


Рисунок 6.19 - Схема страхового обеспечения организации коммерческого варианта ликвидации пожаров

На страховые средства (S_B), предназначенные для материально-технического обеспечения процесса ликвидации пожаров ($S_{МТО}$), оснащаются *коммерческие противопожарные подразделения* (КПП - Блок 10), которые привлекаются по *аутсорсингу* (Блок 9) для реагирования по вызовам низкого ранга (ранг 1). Здесь в рамках процедуры управления аутсорсингом принимается решение о распределении потока вызовов (m) между ГПС (m_r) и КПП (m_k). Диспетчеризация потока вызовов должна выполняться в рамках ГПС, которая функционирует в полном соответствии с традиционной системой государственного обеспечения. В таком случае средства страхового фонда привлекаются для полного оснащения КПП ($S_{МТО}$), часть из которых ($S_{МТО-л}$) направляется *лизингодателю* (Блок 7), как платеж по договору лизинга, а часть используется для внутреннего потребления в виде постоянных издержек (фонд зарплаты и др.) и переменных издержек (см. табл. 6.8), зависящих от количества вызовов, поступающих в КПП по аутсорсингу.

Эффект улучшения показателей ликвидации пожаров, в рамках *сценария 3*, обеспечивается за счет снижения нагрузки на ГПС путем передачи части вызовов по аутсорсингу в КПП (эффект $(+\Delta L(m_r))$) и за счет привлечения дополнительных сил и средств подразделений КПП (эффект $(+\Delta L(m_k))$).

По данному сценарию нагрузка на страхователей существенно снижается за счет использования лизинговой схемы оснащения пожарной техникой КПП, в том числе самыми современными и инновационными ее образцами (см. табл. 6.8).

Сценарий 4: Он (рис. 6.20) является развитием предыдущих сценариев и основан на том, что страховые средства используются как для обновления пожарной техники ГПС, так и на оснащение и обновление пожарной техники КПП, а также на обеспечение работоспособности КПП, в том числе на переменные издержки при обслуживании вызовов. В данном сценарии в организационной схеме процесса ликвидации пожара используются технологии страхования, лизинга и аутсорсинга.

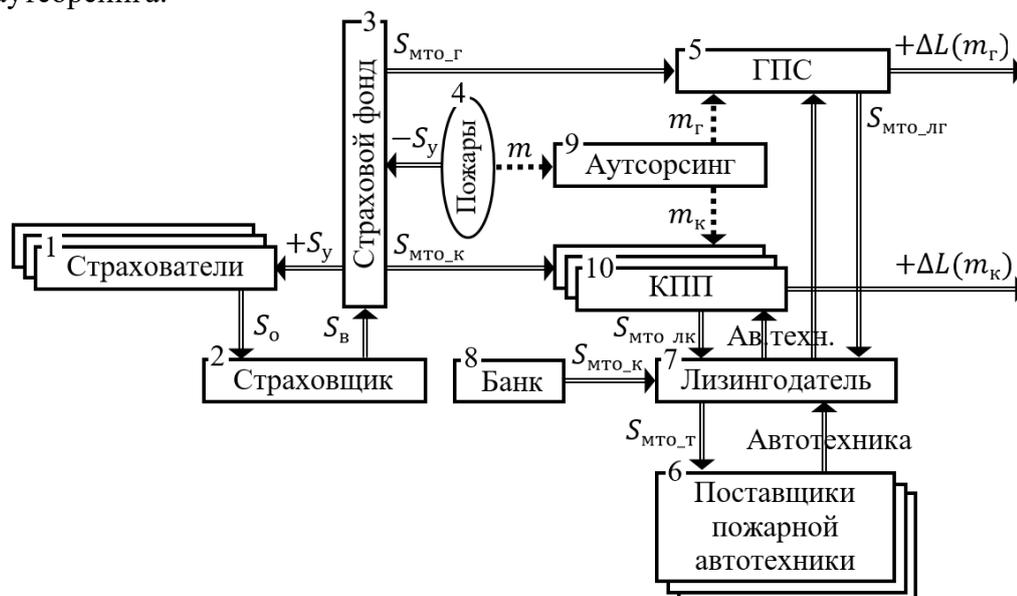


Рисунок 6.20 - Схема комплексного страхового обеспечения организации процесса ликвидации пожаров

6.2.4. Обсуждение страховой модели

1. Существующие на сегодня (см. глава 34 Налогового кодекса РФ, Федеральный закон от 03.08.2018 N 306-ФЗ) виды обязательного страхования населения привязаны к уровню дохода. Так тариф обязательного пенсионного страхования (ОПС) составляет 22% от суммы начисленной заработной платы (дохода), если не превышен годовой лимит 1150 тыс. руб., и 15% с превышения (регрессивная шкала). Страховой взнос на обязательное социальное страхование (ОСС) составляет 2,9%. Тариф обязательного медицинского страхования (ОМС) составляет 5,1%. Таким образом, все три вида обязательного страхования составляют 30% с некоторым уменьшением при превышении лимита. Поэтому доли или единицы процентов от дохода (см. табл. 3), необходимые для функционирования страховой системы возмещения ущерба от пожаров (или от ЧС в целом) не являются существенными для общего объема страхового фонда каждого гражданина. Следует отметить, что какой-то аналог пожарного страхования уже был, так, например, в СССР пожарные части добровольной пожарной службы содержались за счет минимальных взносов [284]

Следует отметить, что частично ущерб от ЧС покрывается из этих фондов, но данные выплаты не повторяют тех единовременных платежей (за погибших и пострадавшим), которые рассмотрены выше в расчетах вариантов применения страховой модели возмещения. Хотя, если рассматривать обязательное страхование от ЧС (ОСЧС), как *четвертый вид обязательного страхования граждан*, то следует дополнительно оценить издержки пострадавших при ЧС,

исследовать целесообразность единовременных выплат и обосновать их размеры.

В качестве одного из направлений дальнейших исследований представляется целесообразным проанализировать, при условии доступности этих данных, те доли в фондах ОМС, ОСС и ОПС, которые связаны с ЧС. Возможно их следует исключить из этих фондов и перевести в фонд ОСЧС. При этом не исключено, что не потребуется увеличивать общий объем страховых фондов выше 30%, а лишь провести их реструктуризацию.

2. Из рассмотренных выше вариантов взимания страховых премий со страхователей (со всех - *вариант 1* и только с высокооплачиваемых - *вариант 2*) вариант 2 является более социально справедливым по сравнению с вариантом 1, однако, в нем имеется особенность, которая может вызвать дополнительные вопросы. Это наличие порога отсечения. Например, гражданин, получающий доход в объеме x руб. не должен платить страховую премию, а тот, у кого эта сумма составляет $(x+1)$ руб. – уже должен. Хотя оба имеют право на возмещение при наступлении страхового события. Этот «скачек неравенства» можно сгладить, введя вместо порога гладкую возрастающую функцию изменения тарифа с весьма малых значений до необходимых (по аналогии с гладкими функциями активации, используемыми в нейронных сетях). Это одна из форм прогрессивной шкалы страхового тарифа. Таких функций можно построить много, исходя из разных предпосылок. Хотя следует отметить, что подобные пороги в других видах страхования существуют, например, в ОПС – скачек тарифа с 22% до 10%, и это воспринимается страхователями как норма.

3. Приведенные расчеты показывают лишь возможный подход к получению некоторых оценок, необходимых для обоснования перехода на страховую систему возмещения ущерба от ЧС. Причем оценки выполнены лишь по той части ЧС, которая связана с пожарами. Для более полного обоснования необходимости введения ОСЧС необходимо учесть и другие виды ЧС, а также предусмотреть возможность оплаты (частичной или полной) из данного фонда содержание подразделений и закупки техники, материалов и технологий. Кроме того, представляется важным включить рассмотренные модели в единый комплекс оценочного моделирования, который содержал бы помимо экономико-математических (страховых) еще и модели ликвидации пожаров [123], отражающие динамику и разнообразие возникающих ситуаций и алгоритмов реагирования на них.

4. Величина страхового обременения (страховой премии) зависит от ряда параметров (факторов) страховой модели. В данном разделе рассмотрено влияние на показатели страховой модели лишь количества заключенных договоров страхования и распределения платежной нагрузки между различными категориями населения (малообеспеченными и состоятельными гражданами). В дальнейших исследованиях представляется полезным рассмотрение зависимости величины страхового обременения от таких параметров как: объемы компенсаций за погибших и пострадавших; объемы других видов ущерба, например, погибший скот, лесонасаждения и т.п.

Выводы по главе 6

1. Формализована задача страхового возмещения ущерба от пожаров и предложены два варианта страховых моделей, основанных на рекомендациях Росстрахнадзора для страховых компаний. Приведенные оценочные расчеты показывают, что страховое обременение даже всего трудоспособного населения России составит весьма незначительную величину – 0,11% от среднедушевого дохода (по состоянию на конец 2018 года). Предложенная страховая схема возмещения позволит сэкономить государству в среднем около 22 млрд. руб. ежегодно. Рассмотрен и компенсационный режим ввода в действие страховой модели – за счет снижения на необходимую величину других налогов или сборов (из которых ныне возмещается часть ущерба от пожаров), что приведет к «нулевой сумме» от таких изменений по социуму в целом, а это означает, что введение четвертого обязательного страхового фонда не приведет к очередному шоку.

Для перевода на страховую модель механизмов государственной компенсации населению РФ ущерба от пожаров и ЧС представляется целесообразным в дальнейшем расширить рассмотренную в работе страховую модель, добавив в нее, кроме пожаров и другие виды ЧС,

придав ей комплексный характер. Подобные модели должны в дальнейшем стать составной частью и рабочим инструментом систем поддержки принятия решений на различных уровнях МЧС России.

2. Важной стороной страховой модели компенсации ущерба (и обеспечения комплексной безопасности в целом) является материально-техническое обеспечение МЧС России, что также может быть включено в рассмотренную страховую модель. Для этих целей следует структурировать и наполнить содержанием такую составляющую страховой премии как нагрузка (собственные издержки и прибыль страхователя). В работе объем нагрузки рассматривался как фиксированная величина в пределах общепринятого на страховом рынке значения. Перекалывание на «плечи» страховой компании вопросов оснащения пожарных подразделений техникой создаст стимулы для использования самых передовых и эффективных образцов, а также современных технологий информирования, предупреждения и реализации процесса ликвидации пожаров.

3. Предложены четыре сценария привлечения страховых средств для повышения эффективности процесса ликвидации пожаров и материально-технического обеспечения деятельности пожарных подразделений. В этих сценариях в разной степени используются механизмы страхования, лизинга и аутсорсинга. Показано, что в рамках приведенных сценариев страховая нагрузка на страхователей может быть существенно снижена (до десятых-сотых долей процента от величины среднедушевого дохода). При этом распределение во времени на более длительный период (2-5 лет) еще более снизит бремя страховых платежей для страхователей.

4. По реальным статистическим данным пожарной части вычислены средние значения оценок переменных издержек при реагировании пожарных подразделений на вызовы. Эти оценки по горючему, воде и пенообразователю составили, соответственно, 1564,23 руб., 70,80 руб. и 1591,32 руб. Общая средняя стоимость расходных материалов на обслуживание одного вызова составляет 3226,35 руб. Полученные оценки вошли в расчетные модели страхового обеспечения процесса ликвидации пожаров.

Кроме того, выполненные оценки переменных затрат позволили вычислить общие потери от обслуживания ложных вызовов, которые по России в целом составляют 157,528 млн. руб. в год, что в 2,25 раз превышает публикуемую в прессе величину (70 млн. руб.). По городской местности России эта величина составляет 94,411 млн. руб., для сельской местности – 64,580 млн. руб.

На основании оценок, построенных по реальным статистическим данным предложены (и вычислены их значения) два дополнительных показателя качества реагирования ППС на вызовы. В их числе показатель, отражающий *маржинальную рентабельность выездов* нарядов на вызовы, и вычисляемый как отношение средней стоимости спасенного имущества в одном пожаре к переменным издержкам на обслуживание одного пожара. По статистическим данным величина этого показателя составляет 101,71, т.е. стоимость спасенного имущества более чем в 100 раз превышает затраты на реагирование. Второй показатель – *коэффициент полезного действия*, который отражает долю спасенного имущества относительно суммы спасенного и уничтоженного в пожаре имущества. По статистическим данным этот показатель составляет около 79%.

5. Представленные в работе результаты исследования учитывают лишь экономико-математические аспекты страхового обеспечения пожарной безопасности. Для внедрения страховой модели безусловно должны быть проработаны социальные, правовые, законодательные и другие сопутствующие аспекты построения эффективного механизма обеспечения комплексной безопасности населения РФ, что, однако, выходит за рамки данного исследования.

6. Учитывая приведенные выше аспекты и аргументы страхового обеспечения пожаров и чрезвычайных ситуаций, представляется целесообразным поэтапный ввод в действие принципов страховой безопасности по технологии пилотных регионов с последующей корректировкой механизмов работы и расширением сферы применения при благоприятном интегральном эффекте.

Заключение

В результате решения поставленных в монографии научных и прикладных задач получены следующие теоретические и практические результаты.

1. Выявлены ситуации, возникающие в процессе управления ликвидацией пожаров, в которых при формировании управленческих решений целесообразно использовать оптимизационные математические модели, которые, в отличие от традиционных применений, предложено обучать по данным эффективного принятия решений руководителями соответствующих уровней или группами экспертов. В качестве моделей, структурно адекватных процедурам принятия решений при управлении ликвидацией пожаров и ЧС, приняты: модели распределения ресурсов на основе транспортной задачи; управляемые марковские цепи; игры с природой; модели принятия решений в условиях риска и неопределенности, в частности, модель Гурвица. Предложенная двухконтурная схема принятия управленческих решений позволяет проводить обучение моделей как по размеченным ретроспективным данным, так и в режиме деловой игры или учений в темпе, удобном для ЛПР-учителя.

2. Обоснована необходимость использования обучаемых моделей в составе математического обеспечения систем поддержки принятия управленческих решений, где модели, в отличие от традиционных технологий, могут обеспечивать лицу, принимающему решение, функциональность в широком диапазоне – от мониторинга до автоматического управления.

3. Установлено, что важными элементами, определяющими эффективность выбора управленческих решений при распределении ограниченных ресурсов, являются персональные характеристики ЛПР, такие как разрешающая и пропускная способность, что позволяет в системах поддержки принятия решений, в отличие от традиционных подходов, выявлять и использовать эти персональные характеристики для обеспечения согласованного с предпочтениями ЛПР режима управления. Оценивать персональные характеристики ЛПР следует с использованием экспертных процедур и методов оптимального планирования эксперимента, что обеспечит максимально быструю сходимость оценок.

4. Предложено формировать управленческие решения по трехшаговой схеме: выявлять персональные характеристики ЛПР, идентифицировать их предпочтения, формировать варианты решений на основе обученных оптимизационных моделей (транспортных, марковских, игровых), что в отличие от традиционного использования моделей в системах управления позволяет отделить управленческий опыт ЛПР от него самого и эффективно его использовать другими лицами как для управления, так и для обучения и/или мониторинга уровня подготовки других ЛПР.

5. Показано, что методология формирования управленческих решений, основанная на машинообучаемых моделях, позволяет вышестоящим уровням иерархии управления, в отличие от других технологий моделирования управленческих процедур, вести мониторинг целевых предпочтений конкретных ЛПР и делать соответствующие выводы, принимая более обоснованные организационные и кадровые решения в изменяющихся условиях.

6. Обоснована необходимость двухконтурного управления с использованием машинообучаемых оптимизационных моделей в составе информационно-управляющих систем МЧС РФ, что в отличие от традиционных человеко-машинных систем, позволяет использовать модель в качестве элемента, согласующего высокую скорость обработки данных информационно-вычислительной частью с низкой скоростью и ограниченной пропускной способностью ЛПР, что крайне важно при управлении быстропротекающими процессами развития пожара.

7. Для модели распределения сил и средств (транспортной модели) при одновременных вызовах с использованием методов экспертного оценивания построены алгоритмы оптимального планирования, построены оценки потенциала повышения эффективности процесса ликвидации пожаров, которые составили для разных видов ущерба от 1% до 23%. Вычислены оценки повышения эффективности управления ликвидацией пожаров за счет применения

машинообучаемых транспортных моделей в контуре управления процессом ликвидации пожаров, которые составили для количества погибших в пожарах свыше 32% (т.е. сокращение на 1,76 человек погибших в 100 пожарах) и около 23% для прямого материального ущерба (т.е. сокращение на 36,48 тыс. руб. на один пожар).

8. Предложенный рекуррентный алгоритм обработки пожарной статистики, реализующий машинное обучение марковской модели фаз развития пожара, позволил построить адекватную модель, по которой можно оценивать как общую продолжительность процесса ликвидации пожара, так и время завершения той или иной фазы для заданного уровня доверительной вероятности.

9. Формализована задача управления выбором ранга пожара на основе расширенного вида марковских моделей - управляемых марковских цепей (УМЦ). Предложен алгоритм выбора оптимального ранга пожара на основе УМЦ, машинное обучение которых выполняется путем решения обратной задачи. Предложенный алгоритм, в отличие от других способов использования УМЦ, позволяет учесть позитивный опыт ЛПР в управлении процессом ликвидации пожара.

10. Предложены алгоритмы машинного обучения матричных игр с природой, используемых для поддержки принятия решений при управлении эвакуацией людей из горящего здания. Алгоритм обучения игровых моделей построен на основе решения обратных задач, позволяющий, в отличие от традиционных технологий использования моделей в системах поддержки принятия решений, адаптироваться к системе предпочтений опытных ЛПР.

11. Предложен ряд инструментов, направленных на повышение эффективности мониторинга готовности к ликвидации пожаров и ЧС в РСЧС как сложной организационно-технической системе, основанных на риск-ориентированном подходе. В рамках такого подхода появляется возможность организации превентивного (проактивного) управления, направленного на предотвращение отклонения ключевых показателей от нормы - управление по возмущениям, в отличие от традиционного управления по отклонениям. Показано, что в структуре РСЧС таким инструментом может стать система внутреннего контроля (СВК), интегрированная в АИУС и позволяющая всем уровням иерархии управления иметь текущие оценки рисков и состояния элементов системы контроля. Предложена система тестов, выполняемых в рамках экспертных процедур с последующей обработкой с учетом многокритериальности показателей.

По результатам тестирования для некоторых сценариев реагирования построены регрессионные и нейросетевые модели показателей готовности.

В рамках риск-ориентированной технологии управления на основе моделей принятия решений в условиях риска и неопределенности, в частности модели Гурвица, предложен алгоритм выявления показателя склонности к риску ЛПР по наблюдениям за его решениями. Алгоритм может быть использован для мониторинга склонности к риску как в процессе управления, так и при обучении персонала.

12. Формализована задача страхового возмещения ущерба от пожаров. Приведенные оценочные расчеты показывают, что страховое обременение даже всего трудоспособного населения России составит весьма незначительную величину – 0,11% от среднедушевого дохода (по состоянию на конец 2018 года). Предложенная страховая схема возмещения позволит сэкономить государству в среднем около 22 млрд. руб. ежегодно.

Кроме использования страховых механизмов для возмещения ущерба от пожаров и ЧС предложены четыре сценария привлечения страховых средств и для материально-технического обеспечения деятельности пожарных подразделений. В этих сценариях в разной степени используются механизмы страхования, лизинга и аутсорсинга. Показано, что в рамках приведенных сценариев страховая нагрузка на страхователей может быть существенно снижена (до десятых-сотых долей процента от величины среднедушевого дохода). Рассмотрены варианты обеспечения пожарно-спасательных подразделений не только традиционной автотехникой, но и современной инновационной техникой, материалами и технологиями, такими как пожарной робототехникой, беспилотными летательными аппаратами и др.

Список сокращений

АА	- пожарный аэродромный автомобиль
АБГ	- автомобиль базы газодымозащитной службы
АБР	- автомобиль быстрого реагирования
АВД	- пожарный автомобиль с насосом высокого давления
АВЗ	- пожарный водозащитный автомобиль
АГ	- пожарный автомобиль газодымозащитной службы
АГВТ	- пожарный автомобиль газоводяного тушения
АГТ	- пожарный автомобиль газового тушения
АД	- пожарный автомобиль дымоудаления
АИУС	- автоматизированная информационно-управляющая система
АКТ	- автомобиль комбинированного тушения
АЛ	- автолестница пожарная (ЛЗ – АЛ с высотой подъема 30 метров; - Л5 – АЛ с высотой подъема 50 метров)
АЛП	- пожарная автолаборатория
АМИ	- антагонистическая матричная игра
АН	- пожарный автомобильный насос
АНР	- пожарный автомобиль насосно-рукавный
АП	- пожарный автомобиль порошкового тушения
АПК	- пожарный автоподъемник
АПМ	- автомобиль пожарный многоцелевой (с установкой тушения перегретым паром)
АПП	- пожарный автомобиль первой помощи
АПС	- пожарно-спасательный автомобиль
АПТ	- пожарный автомобиль пенного тушения
АРО	- автомобиль рукавного обеспечения
АС	- автомобиль связи
АСА	- пожарный аварийно-спасательный автомобиль
АСО	- пожарный автомобиль связи и освещения
АСР	- аварийно-спасательные работы
АТ	- автомобиль тыла
АЦ	- пожарная автоцистерна
АЦКП	- пожарная автоцистерна с коленчатым подъемником
АЦЛ	- пожарная автоцистерна с лестницей
АЦТ	- автоцистерны для тушения пожаров в тоннелях
АШ	- пожарный штабной автомобиль
ВЗ	- автомобиль водозащитный
ВК	- внутренний контроль
ВП	- автомобиль воздушно-пенного тушения
ВПОС	- воздушно-пенные огнетушащие составы
ГДЗС	- газодымозащитная служба
ГОС	- газовые огнетушащие составы
ГПС	- государственная противопожарная служба
ДЗ	- автомобиль газодымозащитной службы
ДПП	- документы предварительного планирования
ДУ	- автомобиль дымоудаления
ЕДДС	- единая дежурно-диспетчерская служба
ЗЛП	- задача линейного программирования
ИСУ	- информационная система управления
КП	- коленчатые, коленчато-телескопические или телескопические автомобильные подъемники пожарные (КЗ– (КП, КТП) высотой подъема

	30 и более метров. - К5 – (КП, КТП) высотой подъема 50 и более метров; - Т6 – (КТП, ТП) высотой подъема 60 и более метров, если указывается конкретная максимальная высота подъема, то ТП-62, ТП-68)
КПП	- коммерческое пожарное подразделение
ЛОР	- лицо, оценивающее решения
ЛПР	- лицо, принимающее решения
МЗ	- Министерство здравоохранения
МИ	- матричная игра
МНК	- метод наименьших квадратов
МО	- Министерство обороны
МПС	- матрица парных сравнений
МС	- автомобиль медицинской службы
МЦ	- марковская цепь
МЦП	- марковская цепь с платежами (с доходами)
МЧС	- Министерство Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий
НВЕД	- нормальный вектор единичной длины
НСТ	- начальник сектора тушения пожара
НТ	- начальник тыла
НУТ	- начальник участка тушения пожара
НЦУКС	- Национальный центр управления в кризисных ситуациях МЧС России
НШ	- начальник штаба
ОАМИ	- обратная антагонистическая матричная игра
ОВ	- огнетушащие вещества
ОДР	- область допустимых решений
ОЗЛП	- обратная задача линейного программирования
ОС	- огнетушащие средства
ОТВ	- огнетушащее вещество
ОТЗ	- обратная транспортная задача
ОТУ	- открытая технологическая установка
ОФП	- опасные факторы пожара
ПА	- пожарный автомобиль
ПВП	- подведомственные подразделения
ПНС	- пожарная автонасосная станция
ПОС	- порошковые огнетушащие составы
ПП	- пеноподъемник
ППП	- пожарный пеноподъемник
ПСП	- пожарно-спасательное подразделение
ПСПЧ	- пункт связи пожарной части
ПТП	- план тушения пожара
ПФ	- поражающий фактор
ПСЧ	- пожарно-спасательная часть
РМТТ	- распределительная модель транспортного типа
РПН	- Роспотребнадзор
РСЧС	- Единая государственная система предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций
РТП	- руководитель тушения пожара
СА	- аварийно-спасательный автомобиль
СВК	- система внутреннего контроля
СДД	- среднедушевой доход
СИЗОД	- средство индивидуальной защиты органов дыхания
СиС	- силы и средства

СКО	- среднее квадратическое отклонение
СППР	- система поддержки принятия решений
СППУРП	- система поддержки принятия управленческого решения при ликвидации пожаров
СПТ	- служба пожаротушения
СТПР	- ситуация, требующая принятия решений
ТЗ	- транспортная задача
ТМ	- модель распределения ресурсов транспортного типа (ТЗ)
УОР	- управление оперативного реагирования
УТП	- участок тушения пожара
ЦППС	- центральный пункт пожарной связи
ЦУКС	- центр управления в кризисных ситуациях МЧС России
ЦФ	- целевая функция
ЧС	- чрезвычайная ситуация
ЭВМ	- электронная вычислительная машина, персональный компьютер

Литература

1. Абдурагимов Г.И. Теоретические основы совершенствования управления оперативными службами мегаполисов [Текст]. Дисс. д.т.н. 05.13.10. М.: Академия ГПС МВД России. 2000. 304 с
2. Абрамов А.П., Мешалкин Е.А., Олейников В.Т. Автоматизация планирования боевых действий при чрезвычайных ситуациях на основе онтологии предметной области [Текст] // Комплексная безопасность России – исследования, управления, опыт: сборник материалов. М.: НИЦ ФГУ ВНИИ ГОЧС (ФЦ). 2004. С. 59–63.
3. Абчук В.А., Матвейчук Ф.А., Томашевский Л.П. Справочник по исследованию операций [Текст]. М.: Воениздат. 1979. 368 с.
4. Агамалян В.А., Калинина Е.С., Симанов С.Е., Цариченко С.Г. О создании единой системы группового управления робототехническими комплексами [Текст] // Экстремальная робототехника. Сб. XXV Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Изд. Политехника-сервис. 2014. – 416 с. С. 29-32
5. Аганбегян А.Г. Мы - единственная страна, где официальная минимальная зарплата ниже прожиточного минимума // Институт экономики роста им. Столыпина П.А. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://stolypin.institute/publications/abel-aganbegyan-my-edinstvennaya-strana-gde-ofitsialnaya-minimalnaya-zarplata-nizhe-prozhitochnogo-minimuma/> (дата обращения 25.05.2021).
6. Агафонов Н. С. Страхование катастрофических рисков: мировой опыт и оптимальное решение для России [Текст] // Страхование дело. 2015. №1. С. 44–56.
7. Адлер Ю.П., Маркова Е.В., Грановский Ю.В. Планирование эксперимента при поиске оптимальных условий [Текст]. М.: Наука. 1976. 280 с.
8. Акимов В.А., Лесных В.В., Радаев Н.Н. Основы анализа и управления риском в природной и техногенной сферах [Текст]. М.: Деловой экспресс. 2004. 352 с.
9. Акофф Р. Искусство решения проблем [Текст]. М.: Мир. 1982. 224 с.
10. Акофф Р., Эмери Ф. О целеустремленных системах [Текст]. М.: Сов. радио. 1974. 272
11. Акофф Р., Сасиени М. Основы исследования операций [Текст]. М.: Мир. 1971. 536 с.
12. Алешков М.В., Безбородько М.Д., Гусев И.А., Двоенко О.В., Ольховский И. А. Полигонные испытания роботизированной установки пожаротушения для объектов энергетики // Технологии техносферной безопасности. 2018. №3(79). С. 9-18. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2018-3/02-03-18.ttb.pdf> (дата обращения 25.05.2021).
13. Айвазян С.А., Мхитарян В.С. Прикладная статистика и основы эконометрики [Текст]. М.: Юнити. 1998. 1000 с.
14. Акофф Р. Планирование в больших экономических системах [Текст]. М.: Сов. радио. 1972. 223 с.
15. Алексеев С.П. О снижении времени прибытия первого пожарного подразделения к месту пожара // Технологии техносферной безопасности. Вып. 2(60). 2015. С.1-5 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://ipb.mos.ru/ttb> (дата обращения 25.05.2021).
16. Алексеев С.П. О сокращении среднего времени прибытия первого пожарного подразделения на пожар в сельской местности // Технологии техносферной безопасности. Вып. 5(63). 2015. С. 243-249 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://ipb.mos.ru/ttb> (дата обращения 25.05.2021).
17. Алехин Е.М., Брушлинский Н.Н., Соколов С.В. О распределении Эрланга и некоторых его приложениях [Электронный ресурс]// Пожаровзрывобезопасность. 2014. Том 23. № 6. С.11-17. Режим доступа: <https://www.fire-smi.ru/jour> (дата обращения 25.05.2021).
18. Аникин Б. А., Рудая И.Л. Аутсорсинг и аутстаффинг: высокие технологии менеджмента [Текст]. Москва: ИНФРА-М. 2017. 330 с.
19. Ансофф И. Стратегическое управление [Текст]. М.: Экономика. 1989. 519 с.
20. Аоки М. Оптимизация стохастических систем [Текст]. М.: Наука. 1971. 424 с.

21. Аристов С.А. Многофункциональные имитационные системы поддержки принятия решений в управлении предприятием [Текст]. М.: Финансы и статистика. 2007. 352 с.
22. Арсеньев Ю.Н., Шеболаев С.И., Давыдов Т.Ю. Принятие решений. Интегрированные интеллектуальные системы [Текст]. М.: Юнити-Дана. 2003. 270 с.
23. Артеменко В.Ф., Артеменко Г.В. Технология проведения специальных работ по ликвидации последствий химически опасных аварий [Текст]. М.: Знание, 2004. – 64 с.
24. Аткинсон Р., Бауэр Г., Кротерс Э. Введение в математическую теорию обучения [Текст]. М.: Мир. 1969. 487 с.
25. Аудит-it.ru [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.audit-it.ru/amortizaciya/group5> (дата обращения 25.05.2021).
26. Аутсорсинг пожарной безопасности [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://fireman.club/statyi-polzovateley/outsorsing-pozharnoy-bezopasnosti/> (дата обращения 25.05.2021).
27. Баев Д.В. Анализ состояния и применения робототехнических комплексов для проведения аварийно-спасательных работ в МЧС России [Текст] // Экстремальная робототехника // Сб. XXX-й Международной научно-технической конференции. СПб: 2019. 510 с. С. 148-149.
28. Бакнелл Д.М. Фундаментальные алгоритмы и структуры данных в Delphi [Текст]. СПб: ДиаСофтЮП. 2003. 560 с.
29. Балдин К.В. Риск-менеджмент [Текст]. М.: Эксмо. 2006. 368 с.
30. Баркалов А.В., Шестакова Н.В. Об одной модификации метода Брауна [Текст]. - // Труды 10-й междисциплинарной конф. «Нелинейный мир». 2005. Н. Новгород: НГУ. 168 с. С. 36-39.
31. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений [Текст]. 2004. М.: Финансы и Статистика. 174 с.
32. Баруча-Рид А.Т. Элементы теории марковских процессов и их приложения [Текст]. М.: Наука, главная редакция физико-математической литературы. 1969. 511 с.
33. Беленький В.З., Волконский В.А. Итеративные методы в теории игр и программировании [Текст]. 1974. М.: Наука. 239 с.
34. Беляев Л.С. Решение сложных оптимизационных задач в условиях неопределенности [Текст]. 1978. М.: Наука. 126 с.
35. Бенайюн Р., Ларичев О., Монгольфье Ж., Терни Ж. Линейное программирование при многих критериях [Текст]. 1971. Автоматика и телемеханика. №8. С. 45-47.
36. Берж К. Общая теория игр нескольких лиц [Текст]. 1961. М.: Физматгиз. 127 с.
37. Беспилотные летательные аппараты. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://bp-la.ru/> (дата обращения 25.05.2021).
38. Бешелев С.Д., Гурвич Ф.Г. Математико-статистические методы экспертных оценок [Текст]. 1980. М.: Статистика. 1980. 263 с.
39. Батуро А.Н., Мельник А.А. Закономерности возникновения пожаров по различным группам причин [Текст] // Вестник СПб УГПС МЧС России. 2012. №2. С.43-51
40. Бомас В.В., Судаков В.А. Поддержка субъективных решений в многокритериальных задачах [Текст]. М.: МАИ. 2011. 176 с.
41. Борисов А.Н., Крумберг О.А., Федоров И.П. Принятие решений на основе нечетких моделей: примеры использования [Текст]. Рига: Зинатне. 1990. 184 с.
42. Борисов А.Н., Левченков А.С. Интерактивные методы оценки решений [Текст]. Рига: Зинатне. 1982. 139 с.
43. Борисов Т. Киборгов пошлют в огонь. Роботы помогут МЧС тушить пожары и спасать людей // Российская газета. - Вып. № 181(7049) [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://rg.ru/2016/08/15/mchs-priniala-konserciiu-razvitiia-robototehniki.html> (дата обращения 25.05.2021)
44. Боровиков В.П., Ивченко Г.И. Прогнозирование в системе STATISYICA в среде Windows: Основы теории и интенсивная практика на компьютере [Текст]. М.: Финансы и статистика. 2006. 384 с.

45. Боровиков В.П. Statistica: искусство анализа данных на компьютере [Текст]. СПб.: Питер. 2001. 656 с.
46. Борщев А.В. От системной динамики и традиционного ИМ – к практическим агентным моделям: причины, технология, инструменты. - [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.gpss.ru/paper/borshevarc.pdf> (дата обращения 25.05.2021).
47. Брайсон А., Хо Ю-Ши Прикладная теория оптимального управления. Оптимизация, оценка и управление [Текст]. М.: Мир. 1972. 544 с.
48. Брушлинская Г.К. К вопросу об одновременных вызовах пожарных подразделений [Текст]. // Труды Высшей школы МВД СССР. Вып. 33. М. 1972.
49. Брушлинская Г.К. О принципах нормирования количества одновременных вызовов пожарных подразделений [Текст] // Вопросы экономики в пожарной охране: Сб. науч. тр. М.: ВНИИПО МВД СССР. 1972.
50. Брушлинский Н.Н., Брушлинская Г.К. О продолжительности и частоте одновременного обслуживания нескольких вызовов пожарными подразделениями города [Текст] // Вопросы экономики в пожарной охране: Сб. науч. тр. М.: ВНИИПО МВД СССР. 1975. Вып. 4.
51. Брушлинский Н.Н., Брушлинская Г.К. К вопросу о расчетной продолжительности тушения пожара [Текст] // Вопросы экономики в пожарной охране: М.: ВНИИПО МВД СССР. 1976. Вып. 5.
52. Брушлинский Н.Н., Брушлинская Г.К., Тяжелова Л.Ю. О вероятностном характере потока вызовов пожарных подразделений [Текст] // Труды Высшей школы МВД СССР. Вып. 33. М. 1972.
53. Брушлинский, Н.Н. К вопросу о математическом обосновании количества пожарных частей в городах [Текст] / Н.Н. Брушлинский // В сб. «Труды Высшей школы МООП СССР». Вып. 17. М.: Стройиздат. 1967.
54. Брушлинский Н.Н., Клепко Е.А. К вопросу о вычислении рисков [Текст] // Проблемы безопасности и чрезвычайных ситуаций. М.: ВИНТИ. 2004. Вып.1. С. 71-73.
55. Брушлинский Н.Н., Клепко Е.А. К вопросу о локальных и интегральных рисках [Текст] // Вестник Академии ГПС МЧС России. № 6. М.: Академия ГПС. 2007. С. 93-96.
56. Брушлинский Н.Н. Моделирование оперативной деятельности пожарной службы [Текст]. М.: Стройиздат. 1981. 96 с.
57. Брушлинский Н.Н., Коломиец Ю.И., Соколов С.В., Вагнер П.М. Безопасность городов. Имитационное моделирование городских процессов и систем [Текст]. М.: ФАЗИС. 2004. 172с
58. Брушлинский Н.Н., Соколов С.В., Алёхин Е.М., Вагнер П., Коломиец Ю.И. Безопасность городов. Имитационное моделирование городских процессов и систем [Текст]. М.: ФАЗИС. 2004. 172 с.
59. Брушлинский Н.Н., Соколов С.В. Алехин Е.М., Коломиец Ю.И., Вагнер П. Опыт применения компьютерных имитационных систем моделирования деятельности экстренных служб [Электронный ресурс] // Пожаровзрывобезопасность. 2016. Том 25. № 8. С.6-16. Режим доступа: <https://www.fire-smi.ru/jour> (дата обращения 25.05.2021).
60. Брушлинский Н.Н., Соколов С.В. Клепко Е.А., Попков С.Ю. Оценка пожарных рисков в муниципальных образованиях Калужской области [Текст] // Технологии техносферной безопасности. 2011. Вып. № 2 (36). С.1-14.
61. Брушлинский Н.Н. Соколов С.В. Математические методы и модели управления в ГПС и РСЧС [Текст]. М.: АГПС МЧС России. 2011. 250 с.
62. Булгаков В.В., Семенов А.О., Тараканов Д.В. Совершенствование системы управления аварийно-спасательными формированиями при ликвидации чрезвычайных ситуаций на потенциально опасных объектах [Электронный ресурс] // Технологии техносферной безопасности. 2010. № 4. Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2010-4/13-04-10.ttb.pdf> (дата обращения 25.05.2021).
63. Бурков В.Н., Кондратьев В.В. Механизмы функционирования организационных систем [Текст]. М.: Наука. 1981. 383 с.

64. Бурков В.Н. Основы математической теории активных систем [Текст]. М.: Наука. 1977. 255 с.
65. Бусленко Н. П. Моделирование сложных систем [Текст]. М.: Наука. 1978. 399 с.
66. Буш Р., Мостеллер Ф. Стохастические модели обучаемости [Текст]. М.: Физматгиз. 1962. 483 с.
67. Бусленко Н.П., Калашников В.В., Коваленко И.Н. Лекции по теории сложных систем [Текст]. М.: Советское радио. 1973. 440 с.
68. Бусленко Н.П. Моделирование сложных систем [Текст]. М.: Наука. 1978. 400 с.
69. Бутырин О.В., Абаев А.В. Технология оценивания эффективности функционирования систем обеспечения пожарной безопасности промышленных предприятий [Текст]. Иркутск: ИрГУПС. 2010. 132 с.
70. Бутузов С.Ю., Вилисов В.Я. Оценка вариантов применения страховых механизмов для повышения эффективности обеспечения пожарной безопасности // Инженерный вестник Дона. 2021. №5 Режим доступа: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2021/6959>. (0,43/0,32 п.л.).
71. Вагнер Г. Основы исследования операций [Текст]. Том 1. М.: Мир. 1972. 336 с.
72. Вагнер Г. Основы исследования операций [Текст]. Том 2. М.: Мир. 1973. 488 с.
73. Валиева Е. Н. Модернизация финансового механизма обязательного медицинского страхования в РФ [Текст] // Вестник Самарского государственного экономического университета. Экономика. 2013. №2. С. 17–22.
74. Вальд А. Последовательный анализ [Текст]. М.: Физматгиз. 1960. 328 с.
75. Вентцель Е.С. Исследование операций [Текст]. М.: Сов.радио. 1972. 552 с.
76. Виленский П.Л., Лившиц В.Н., Смоляк С.А. Оценка эффективности инвестиционных проектов. Теория и практика [Текст]. М.: Дело. 2002. 888 с.
77. Вилисов В.Я. Адаптивный выбор управленческих решений. Модели исследования операций как средство хранения знаний ЛПР [Текст]. Саарбрюкен (Германия): LAP LAMBERT Academic Publishing. 2011. 376 с.
78. Вилисов В.Я. Адаптивные модели исследования операций в экономике [Текст]. М.: Энит, 2007. 286 с.
79. Вилисов В.Я. Алгоритм выявления предпочтений оператора, управляющего робототехнической системой в игровой среде [Текст] // Информационно-технологический вестник. № 1 (15). 2018. С. 103-111.
80. Вилисов В.Я. Алгоритм оптимального распределения ограниченных ресурсов на основе метода игровых итераций [Текст] // Информационно-технологический вестник. 2019. Вып. 2(20). С. 89-99.
81. Вилисов В.Я. Алгоритмы принятия решений при испытании ЛА [Текст]. М.: Изд-во МАИ. 1982. 50 с.
82. Вилисов В.Я. Анализ динамики обучения робота в условиях нестационарности критериев [Текст] // Информационно-технологический вестник. 2014. Вып. 2. С. 34-39.
83. Вилисов В.Я. Анализ транспортной модели с аппроксимацией предпочтений ЛПР [Текст] // Прикладная информатика. Вып. 3(39). 2012. С. 100-108.
84. Вилисов В.Я. Анализ эффективности обучения роботов в условиях целевой нестационарности [Текст] // Труды XI Международной научно-технической конференции «Вибрационные технологии, мехатроника и управляемые машины». Сб. научных статей в 2 частях. Часть 2. 2014. Курск: Юго-Зап. гос. ун-т. С. 282-287.
85. Вилисов В.Я., Банк С.В., Сорокина Е.С. Экспертные оценки в управлении аутсорсингом инновационного продукта [Текст] // РИСК. 2016. №1. С. 81-84.
86. Вилисов В.Я., Баранчикова О.И. Модели поддержки принятия решений при сбоях в аэропорту [Текст] // Информационно-технологический вестник. 2016. Вып. 3(09). С. 12-19.
87. Вилисов В.Я., Бутузов С.Ю. Экономико-математические оценки концепции страхового обеспечения безопасности в чрезвычайных ситуациях [Текст] // Вопросы региональной экономики [Текст]. 2019. №2(39). С. 149-157.

88. Вилисов В.Я., Вилисова А.В. Инфраструктура инноваций и малые предприятия: состояние, оценки, моделирование [Текст]. 2015. М.: ИНФРА-М. 228 с.
89. Вилисов В.Я. Вилисова А.В. Применение марковских цепей для прогнозирования развития пожара [Текст] // Матер. III Междунар. науч.-практ. конф. «Проблемы обеспечения безопасности» (Безопасность – 2021). Т.1. Уфимский гос. авиац. техн. ун-т. 11 марта 2021 г. Уфа: РИК УГАТУ. 2021. 386 с. С. 103-108.
90. Вилисов В.Я., Вовнобой А.Я., Карпов Д.П., Лапушкин В.А. Экспертные методы в АСУ производством и обработкой ЛА [Текст]. М.: Изд-во МАИ. 1984. 72 с.
91. Вилисов В.Я. Идентификация предпочтений ЛПР в задачах линейного программирования (Дисав ЛП). Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2006613689 Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. - заявка № 2006612951 от 29.08.2006; опублик. 24.10.2006. - 1 с. (0,05 п.л.).
92. Вилисов В.Я. Исследование эффективности обучения робота в условиях изменяющихся критериев [Текст] // Труды международной научно-технической конференции «Экстремальная робототехника (ЭР-2014)». 2014. СПб: Политехника-Сервис. 416 с. С. 274-280.
93. Вилисов В.Я. Комплекс имитационного моделирования адаптивного распределения ресурсов (Имитация ЛП). Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2006613690 Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. - заявка № 2006612953 от 29.08.2006; опублик. 24.10.2006. - 1 с. (0,05 п.л.).
94. Вилисов В.Я., Куликов А.И., Васильченко Д.А. Аутсорсинг как инструмент инновационной робототехнической трансформации промышленного производства [Текст] // «Инновационно-технологическая трансформация промышленности в регионах России как инструмент достижения стратегических целей на пути становления цифровой экономики». Под ред. Веселовского М.Я., Измайловой М.А. 2019. М.: Научный консультант. 364 с. С. 178-202.
95. Вилисов В.Я., Лагоша Б.А. Адаптивные модели как вариант хранения актуальных знаний в системе управления предприятием [Текст] // Вопросы региональной экономики. 2011. № 2. С.65-73.
96. Вилисов В.Я., Лагоша Б.А. Подходы и технологии хранения актуальных знаний в организационно-технических системах [Текст] // Вопросы региональной экономики. 2011. №1. С.51-63.
97. Вилисов В.Я. Марковская модель обучения робота целесообразному поведению [Текст] // Информационно-технологический вестник. № 4 (6). 2015. С. 11-18.
98. Вилисов В.Я. Марковская модель структуры системы управления [Текст] // Сб. науч. тр. МАИ под ред. В.В. Лепехина, В.Д. Тюрина. М.: Изд-во МАИ. 1979. Вып. 499. С. 46-49.
99. Вилисов В. Я. Математическое моделирование. Королев: КИУЭС. 2013. 42 с.
100. Вилисов В.Я. Машинное обучение распределению заданий в мультиагентной робототехнической системе при ликвидации чрезвычайных ситуаций [Текст] // Информационно-технологический вестник. 2018. Вып. 2(16). С. 59-68.
101. Вилисов В.Я. Метод оценивания склонности к риску ЛПР, управляющего робототехнической системой [Текст] // Труды международной научно-технической конференции «Экстремальная робототехника (ЭР-2016)». 2016. СПб: Политехника-Сервис. 478 с. С. 109-118.
102. Вилисов В.Я. Методы выбора экономических решений. Адаптивные модели [Текст]. М.: Финансы и статистика. 2006. 228 с.
103. Вилисов В.Я. Модели оптимального планирования проверок подведомственных организаций [Текст] // Russian Journal of Management. М.: ИНФРА-М. 2017. Вып. 2. Том 5. С. 299-305. DOI: www.dx.doi.org/10.12737/8914.
104. Вилисов В.Я. Моделирование контрольных цифр бюджета вуза по данным об успеваемости [Текст] // Открытое образование. Вып. 6. 2013. С. 4-9.
105. Вилисов В.Я. Моделирование позиции оператора, управляющего роботом [Текст] //

Информационно-технологический вестник. 2016. Вып. 4(10). С. 48-55.

106. Вилисов В.Я. Моделирование уровня риска решений, принимаемых при управлении ликвидацией пожаров [Электронный ресурс] // Пожаровзрывобезопасность/Fire and Explosion Safety. 2019. №28(3). С. 36-49. Режим доступа: <https://doi.org/10.18322/PVB.2019.28.03.36-49> (дата обращения 25.05.2021).
107. Вилисов В.Я. Модели мониторинга эффективности инвестиционных направлений ОАО [Текст] // Материалы Научно-практической конференции «Системный анализ в экономике - 2012». М.: ЦЭМИ РАН. 2012. С. 21-24.
108. Вилисов В.Я., Мурашкин Б.Ю., Куликов А.И. Имитационная модель взаимодействия двух роботов в общей операционной среде [Текст] // Труды XXX Международной конференции «Экстремальная робототехника». 2019. СПб: ЦНИИ РТК. СПб.: И-ПК Гангут. 510 с. С. 473-476.
109. Вилисов В.Я. Об алгоритмах адаптации робота к целевым предпочтениям ЛПР [Текст] // Сборник докладов Всероссийской научно-технической конференции «Экстремальная робототехника». СПб: Политехника-Сервис. 2012. С. 124-130.
110. Вилисов В.Я. Об оценке уровня риска решений, принятых в чрезвычайных ситуациях [Текст] // Материалы XI международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем MLSD'2018»). Том.2. 2018. М.: ИПУ РАН. 552 с. С. 228-230.
111. Вилисов В.Я. Обучение мобильного робота на основе адаптивных управляемых марковских цепей [Текст] // Труды международной научно-технической конференции «Экстремальная робототехника (ЭР-2015)». 2015. СПб: Политехника-Сервис. 376 с. С. 94-104.
112. Вилисов В.Я. Обучение робота в условиях неполной информации [Текст] // Труды VII Международного симпозиума «Экстремальная робототехника – робототехника для работы в условиях опасной окружающей среды». 2013. СПб: Политехника-Сервис. С. 342-354.
113. Вилисов В.Я. Обучение робототехнической системы оптимальному поведению в условиях противодействия [Текст] // Труды международной научно-технической конференции «Экстремальная робототехника (ЭР-2017)». 2017. СПб: И-ПК Гангут. 272 с. С. 52-55.
114. Вилисов В.Я. Оптимальное управление предьявлениями данных ЛПР в задачах линейного программирования (Эксперимент ЛП). Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2006613716 Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. - заявка № 2006612952 от 30.08.2006; опубл. 25.10.2006. - 1 с. (0,05 п.л.).
115. Вилисов В.Я. Применение марковских цепей для моделирования и прогнозирования развития пожара [Текст] // Инженерный вестник Дона, 2021, №3 Режим доступа: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2021/6881>.
116. Вилисов В.Я. Применение принципов оптимального планирования эксперимента при разработке процедур выбора управленческих решений на предприятии [Текст] // Заводская лаборатория. 2010. Вып. 5. Том 76. С. 60-65.
117. Вилисов В.Я. Применение экспертных оценок для распределения сил и средств на основе транспортной модели при одновременных вызовах на пожар [Текст] // Инженерный вестник Дона. 2021. №4 Режим доступа: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2021/6960>.
118. Вилисов В.Я. Решение задач линейного программирования методом игровых итераций (Скат ЛП). Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2006613688 Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. - заявка № 2006612950 от 29.08.2006; опубл. 24.10.2006. - 1 с. (0,05 п.л.).
119. Вилисов В.Я., Росин М.Ф. Байесовские решения в процессе отработки технических систем [Текст]. // Сб. науч. тр. МАИ под ред. Б.Н. Петрова. М.: Изд-во МАИ. 1976. Вып. №367. С. 36-41.
120. Вилисов В.Я., Росин М.Ф. Управление экспериментом в процессе разработки технических систем [Текст] // Техническая кибернетика. Изв. АН СССР. 1976. № 6. С. 76-88
121. Вилисов В.Я., Рубцов А.А. Система автоматизированного выбора вариантов на основе многоуровневого направленного зондирования и адаптивных моделей предпочтений (СКАТ) [Текст] // Сб. тез. докл. всесоюзн. конф. «Создание и применение гибридных

- экспертных систем». Рига: РПИ. 1990. С. 71-74.
122. Вилисов В.Я., Сабо С.Е. Адаптивные модели как вариант хранения актуальных знаний в системе управления предприятием [Текст] // Информационно-технологический вестник. 2014. №2. С. 40-45.
 123. Вилисов В.Я., Семиков В.Л., Алексеев С.П. Система моделей для анализа и управления эффективностью реагирования подразделений противопожарной службы [Электронный ресурс] // Технологии техносферной безопасности, № 3 (85), 2019 г., С. 65-76. DOI: 10.25257/TTS.2019.3.85.65-76. Режим доступа: <https://academygps.ru/nauka-5/nauchnye-zhurnaly-i-publikatsii-52/nauchnyu-internet-zhurnal-tekhnologii-tekhnosfernoy-bezopasnosti/vypusk/> (дата обращения 25.05.2021).
 124. Вилисов В.Я., Семиков В.Л., Алексеев С.П. Статистический анализ зависимости показателей ущерба от времени прибытия первого пожарного подразделения на пожар [Электронный ресурс] // Технологии техносферной безопасности. 2019. Вып. № 2 (84). С.72-83. Режим доступа: <https://academygps.ru/nauka-5/nauchnye-zhurnaly-i-publikatsii-52/nauchnyu-internet-zhurnal-tekhnologii-tekhnosfernoy-bezopasnosti/vypusk/> (дата обращения 25.05.2021).
 125. Вилисов В.Я., Суков И.Е. Инструменты внутреннего контроля [Текст]. 2016. М.: ИНФРА-М. 262 с.
 126. Вилисов В.Я. Транспортная модель, аппроксимирующая предпочтения ЛПР [Текст] // Прикладная информатика. Вып. 6(30). 2010. С. 101-110.
 127. Вилисов В.Я. Управление переключениями тарифных планов сотовой связи [Текст] // Управление большими системами. 2012. Вып. 40. М.: ИПУ РАН. С.221-237.
 128. Вилисов В.Я. Экспертные системы в военных приложениях (Интеллектуальные средства поддержки принятия решений в системах командования и управления): Обзор по материалам зарубежной печати [Текст]. М.: ГОНТИ-1. 1989. 64 с.
 129. Вилисов В.Я. Эффективная процедура обучения модели предпочтениям ЛПР [Текст] // Открытое образование. Вып. 3. 2008. С. 17-20.
 130. Вилкас Э.Й. Оптимальность в играх и решениях [Текст]. М.: Наука. 1990. 256 с.
 131. Винер Н. Кибернетика или управление и связь в животном и машине [Текст]. М.: Сов. радио. 1968. 326 с.
 132. Власенко А.Н., Ивашева А.Ю., Лапин О.Е., Микуцкий В.Г., Семенихин П.В. Система для автономного мониторинга радиационной обстановки вокруг атомной электростанции [Текст] // Экстремальная робототехника и конверсионные тенденции // Труды XXIX Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Гангут. 2018. 542 с. С. 139-147.
 133. Власов К.С., Денисов А.Н., Зыков В.В. Многомерный анализ показателей оперативной деятельности пожарных подразделений [Текст] // Пожарная безопасность. 2013. Вып. 4. С. 80-84.
 134. Власов К.С., Порошин А.А., Павлов Е.В. Перспективы применения наземных робототехнических средств на пожарах в условиях отрицательных температур [Текст] // Пожарная безопасность. 2016. № 1. С. 54–62.
 135. Власов К.С., Цариченко С.Г. Математическая модель организации управления роботизированными пожарными подразделениями при тушении крупных пожаров [Электронный ресурс] // Технологии техносферной безопасности. – 2015. Вып. № 2 (60). С.1-6. Режим доступа: <https://academygps.ru/nauka-5/nauchnye-zhurnaly-i-publikatsii-52/nauchnyu-internet-zhurnal-tekhnologii-tekhnosfernoy-bezopasnosti/vypusk/> (дата обращения 25.05.2021).
 136. Воднев С.А., Матвеев А.В. Оценка эффективности реагирования аварийно-спасательных служб на чрезвычайные ситуации на транспорте [Текст] // Проблемы управления рисками в техносфере. 2019. № 2 (50). С. 110-117.
 137. Военные беспилотники задействуют в мониторинге пожароопасной обстановки на западе России [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.militarynews.ru/story.asp?rid=1&nid=547453&lang=RU> (дата обращения 25.05.2021).

138. Воробьев Н.Н. Основы теории игр. Бескоалиционные игры [Текст]. М.: Наука. 1984. 495 с.
139. Воронцов К.В. Машинное обучение. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%9C%D0%BE>. (дата обращения 25.05.2021).
140. Гадецкая С.В., Дубницкий В.Ю. Определение числовых характеристик двусторонне усеченного экспоненциального и гамма-распределения [Текст] // Системы обработки информации. 2008. Вып. 2 (69). С. 2-5.
141. Газман В.Д. Лизинг недвижимости [Текст]. М.: Изд. дом ВШЭ. 2018. 443 с.
142. Галин Р.Р. Виртуальный полигон для эффективного взаимодействия роботов в многоагентной робототехнической системе [Текст] // Изв. Каб.-Балк. НЦ РАН. 2018. № 6 (86). Ч. 2. с. 108-113.
143. Гафт М.Г. Принятие решений при многих критериях [Текст]. М.: Знание. 1979. 64 с.
144. Гермейер Ю.Б. Игры с противоположными интересами [Текст]. М.: Наука. 1976. 327 с.
145. Гермейер Ю.Б. Введение в теорию исследования операций [Текст]. М.: Наука. 1971. 383 с.
146. Гладков П.С., Гладков С.В. Моделирование занятости пожарного автомобиля как системы массового обслуживания на основе метода псевдосостояний [Текст] // Приложение к журналу «Современные наукоемкие технологии». – 2008. № 2. С. 46-58.
147. Глушков В.М. Введение в АСУ [Текст]. Киев: Техника. 1974. 320 с.
148. Глушков В.М., Михалевич В.С., Волкович В.Л., Доленко Г.А. К вопросу системной оптимизации в многокритериальных задачах линейного программирования [Текст] // Кибернетика. 1980. №5. С. 89-90.
149. Глушков В.М. Основы безбумажной информатики [Текст]. М.: Наука. Глав.ред.физ.-мат.лит. 1982. 552 с.
150. Горелик В.А., Кононенко А.Ф. Теоретико-игровые модели принятия решений в эколого-экономических системах [Текст]. М.: Радио и связь. 1982. 145 с.
151. Горло В.И. Использование математических моделей при оценке эффективности систем внутреннего контроля // Экономический анализ: теория и практика [Текст]. 2007. №4. с.57-61.
152. Гражданская защита. Понятийно-терминологический словарь [Текст] / Под общ. ред. Ю.Л. Воробьева. М.: Изд. «Флайст». Инф.-изд. Центр «Геополитика». 2001. 240 с.
153. Грень Е. Статистические игры и их применение [Текст]. М.: Статистика. 1975. 176 с.
154. Григорьев А.Н., Гундар С.В., Денисов А.Н. Управление силами и средствами при тушении пожаров (тактические возможности пожарных подразделений) [Текст]. М.: АктГПС МЧС России. 2015. 112 с.
155. Группа компаний Вектор [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://vertodrom.com/doc/depо_price_tip1.pdf (дата обращения 25.05.2021).
156. Гхосал А. Прикладная кибернетика и ее связь с исследованием операций [Текст]. М.: Радио и связь. 1982. 128 с.
157. Данилин В.И. Операционное и финансовое планирование в корпорации [Текст]. М.: Наука. 2006. 332 с.
158. Данилин В.И. Финансовое и операционное планирование в корпорации. Методы и модели [Текст]. М.: Изд. дом «Дело» РАНХиГС. 2014. 616 с.
159. Данциг Дж. Б. Линейное программирование, его применения и обобщения [Текст]. М.: Прогресс. 1966. 601 с.
160. Де Гроот М. Оптимальные статистические решения [Текст]. М.: Мир. 1974. 492 с.
161. Декрет СНК РСФСР «О государственном имущественном страховании» от 6 октября 1921г.
162. Джарратано Д., Райли Г. Экспертные системы: принципы разработки и программирование [Текст]. М.: Вильямс. 2007. 1152 с.
163. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ [Текст]. М.: Статистика. 1973. 392 с.
164. Дударев Г.И., Кокушкин В.А., Мешалкин Е.А. Экспертные системы и перспективы их использования в пожарной охране [Текст] // Обзорная информация. 1988. Вып. 6. М.: ГИЦ

- МВД СССР. 43 с.
165. Дэвид Г. Метод парных сравнений [Текст]. М.: Статистика. 1978. 144 с.
 166. Евланов Л.Г. Теория и практика принятия решений [Текст]. М.: Экономика. 1984. 154 с.
 167. Евланов Л.Г., Кутузов В.А. Экспертные оценки в управлении [Текст]. М.: Экономика. 1978. 133 с.
 168. Еремин О.Б., Суков И.Е., Вилисов В.Я. Исполнению бюджета - эффективные системы внутреннего контроля [Текст] // Бюджет. Вып. 6. 2014. С. 88-89.
 169. Ермолов И.Л., Хрипунов С.П. Проблемы группового применения робототехнических комплексов и пути их решения [Текст] // Экстремальная робототехника и конверсионные тенденции // Труды XXIX Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Гангут. 2018. 542 с. С. 279-285.
 170. Емелина Н.В. Обоснование экономической эффективности управления промышленным предприятием на основе аутсорсинга [Электронный ресурс] // Изв. Самарского научного центра РАН / УГТУ. Ульяновск. 2010. Режим доступа: http://www.ssc.smr.ru/media/journals/izvestia/2010/2010_4_521_525.pdf
 171. Емельнов Д.И., Образцов Н.Н., Тихоненко А.А., Осьмухина В.А. Система управления рисками на предприятиях, как одна из форм внутреннего контроля [Текст] // Научный вестник Воронежского государственного архитектурно-строительного университета. Серия: Высокие технологии. Экология. 2012. № 1. С. 328-332.
 172. Емельянов А.А. Имитационное моделирование в управлении рисками [Текст]. СПб.: СПб Гос.инж-эк.академия. 2000. 375 с.
 173. Емец О.А., Ольховский Д.Н., Ольховская Е.В. Сравнение методов решения игровых задач: числовые эксперименты [Электронный ресурс] // Искусственный интеллект. 2014. №1. С. 47-56. Режим доступа: <http://dspace.nbu.gov.ua/bitstream/handle/123456789/85236/7-Iemets.pdf?sequence=1>(дата обращения 25.05.2021).
 174. Ермольев Ю.М. Методы стохастического программирования [Текст]. М.: Наука. 1976. 240 с.
 175. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и ее применение [Текст]. М.: Мир. 1976. 176 с.
 176. Зайцев М.Г., Верюхин С.Е. Методы оптимизации управления и принятия решений: примеры, задачи, кейсы [Текст]. М.: Дело. 2008. 665 с.
 177. Иванов О.Б., Лаврова Т.В. Классификация нарушений и рисков в системе внутреннего аудита и контроля хозяйствующего субъекта (на примере ООО «Российские железные дороги») [Текст] // Этап: экономическая теория, анализ, практика. 2011. № 4. С. 65-91.
 178. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений - краткий обзор. 2018. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://habr.com/ru/company/ods/blog/359188/> (дата обращения 25.05.2021).
 179. Ириков В.А., Тренев Н.Н. Распределенные системы принятия решений [Текст]. М.: Наука. 1999. 285 с.
 180. Искусственная нейронная сеть для оценки эффективности реагирования в многоуровневой системе предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021615358 Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. - заявка № 2021614405 от 29.03.2021; опубл. 07.04.2021. - 1 с. (0,05 п.л.).
 181. Исследование операций. Методологические основы и математические методы [Текст] / Под ред. Дж. Моудера, С. Элмаграби: В 2 т. М.: Мир. 1981. Том 1. 716 с.
 182. Исследование операций. Модели и применения [Текст] / Под ред. Дж. Моудера, С. Элмаграби: В 2 т. М.: Мир. 1981. Том 2. 684 с.
 183. Исайкин, Ф.А. Оптимизация маршрутов следования мобильных групп к местам происшествий [Текст] / Ф.А. Исайкин // Информационные технологии и компьютерные модели в деятельности ОВД. М.: Академия МВД России. 1996. С. 74–80.
 184. Кайбичева Е.И., Кайбичев И.А. Расчет индекса среднего времени прибытия на пожар в Российской Федерации по данным 2006-2010 гг. [Текст] // Вестник воронежского института

- ГПС МЧС России / 2016. №3 (20). С. 27-35.
185. Калмыков С.П., Есин В.М. Время обнаружения очага пожара [Электронный ресурс] // Пожаровзрывобезопасность / Fire and Explosion Safety. 2017. Т. 26, № 11. С. 52–63. DOI:10.18322/PVB.2017.26.11.52-63. Режим доступа: <https://www.fire-smi.ru/jour> (дата обращения 25.05.2021).
186. Канеман Д., Словик П., Тверски А. Принятие решений в неопределенности: правила и предубеждения [Текст]. Харьков: Гуманитарный центр. 2005. 632 с.
187. Карлин С. Основы теории случайных процессов [Текст]. М.: Мир. 1971. 536 с.
188. Карпов Ю.Г. Имитационное моделирование систем. Введение в моделирование с AnyLogic 5 [Текст]. СПб: БХВ-Петербург. 2009. 400 с.
189. Картеничев А.Ю., Панфилова Е.В. Беспилотные летательные аппараты – новые технологии тушения пожаров [Текст] // Актуальные проблемы обеспечения пожарной безопасности и защиты от чрезвычайных ситуаций. Сб. Всеросс. научно-практ. конф. Железногорск: 2019. С. 768-775.
190. Квейд Э. Анализ сложных систем [Текст]. М.: Сов. радио. 1969. 520 с.
191. Кемени Дж., Снелл Дж. Кибернетическое моделирование. Некоторые приложения [Текст]. М.: Сов. радио. 1972. 192 с.
192. Ким Дж.О., Мьюллер Ч.У., Клекка У.Р. и др. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ [Текст]. М.: Финансы и статистика. 1989. 216 с.
193. Кластерный анализ [Текст] / Б. Дюран, П.Оделл. М.: Статистика. 1977. 127 с.
194. Кини Р.Л., Райфа Х. Принятие решений при многих критериях: предпочтения и замещения. М.: Радио и связь. 1981. 560 с.
195. Клейнер Г.Б. Стратегия предприятия [Текст]. М.: Дело. 2008. 568 с.
196. Клиланд Д., Кинг В. Системный анализ и целевое управление [Текст]. М.: Сов. радио. 1974. 280 с.
197. Климовцов В.М. Распределенные системы поддержки принятия решений в управлении Государственной противопожарной службой [Текст] // Материалы II международной конференции «Системы безопасности – 2002». М.: Академия ГПС МЧС России. 2002. С. 145–146.
198. Кобзарь А.И., Тикменова И.В., Тикменов В.Н. Сравнительный анализ решения матричной игры $m \times n$ методом линейного программирования и итерационным методом Брауна-Робинсон [Электронный ресурс] // Электронные информационные системы. 2014. №3(3). С. 33-52. Режим доступа: <https://elibrary.ru/item.asp?id=23618071> (дата обращения 25.05.2021).
199. Колодяжный С.А., Переславцева И.И. Определение критического времени эвакуации при пожаре по потере видимости [Текст] // Научный вестник воронежского ГАСУ. 2014. № 4 (36). С. 168-176
200. Корнилова Т.В. Психология риска и принятия решений [Текст]. М.: Аспект Пресс. 2003. 286 с.
201. Коршунов Н.А. Воздушные роботы для защиты и охраны лесов: от аппаратов к системам // Авиапанорама. 2017. [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://www.aviapanorama.ru/2017/07/vozdushnye-roboty-dlyazashhity-i-oxrany-lesov/> (дата обращения 25.05.2021).
202. Кофман А., Анри-Лабордер А. Методы и модели исследования операций. Целочисленное программирование. [Текст]. М.: Мир. 1977. 432 с.
203. Крапивин В.Ф. Теоретико-игровые методы синтеза сложных систем в конфликтных ситуациях [Текст]. М.: Сов. радио. 1972. 192 с.
204. Кривошонок В. Мифы о пожарном мониторинге [Электронный ресурс] // Системы безопасности. №6. 2018. С. 102-105. Режим доступа : <http://lib.secuteck.ru/articles2/firesec/mify-o-pozharnom-monitoringe/> (дата обращения 25.05.2021).
205. Круг Г.К., Сосулин Ю.А., Фатуев В.А. Планирование эксперимента в задачах идентификации и экстраполяции [Текст]. М.: Наука. 1977. 208 с.

206. Куличенко А.Д., Смирнова Е.Ю. Исследование возможностей применения гетерогенной группы роботов для поиска и локализации источников ионизирующего излучения [Текст] // Экстремальная робототехника и конверсионные тенденции // Труды XXIX Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Гангут. 2018. 542 с. С. 171-179.
207. Лабскер Л.Г. Теория критериев оптимальности и экономические решения [Текст]. М.: Кнорус. 2009. 744 с.
208. Ларичев О.И., Бебчук Б.Ц. Человеко-машинные процедуры решения многокритериальных задач линейного программирования с простыми иерархическими моделями [Текст] // Системы и методы поддержки принятия решений. - Сб. трудов ВНИИСИ. 1986. Вып.12. С. 100-108.
209. Ларичев О.И., Мечитов А.И., Мошкович Е.М., Фуремс Е.М. Выявление экспертных знаний [Текст]. М.: Наука. 1989. 128 с.
210. Ларичев О.И., Мошкович Е.М. О возможностях получения от человека непротиворечивых оценок многомерных альтернатив [Текст] // Дескриптивный подход к изучению процессов принятия решений при многих критериях / Сб. трудов ВНИИСИ. 1980. Вып.9. С. 58-67.
211. Ларичев О.И. Наука и искусство принятия решений [Текст]. М.: Наука. 1979. 200 с.
212. Ларичев О.И., Низкоус Ю.В. Компьютерные системы суждения по прецедентам (обзор) [Текст] // Информационные технологии и вычислительные системы. 2000. №1. С. 3-12.
213. Ларичев О.И., Никифоров А.Д. Аналитический обзор процедур решения многокритериальных задач математического программирования [Текст] Экономика и математические методы. 1986. Вып. 2. Том 16. С. 508-523.
214. Ларичев О.И. Объективные модели и субъективные решения [Текст]. М.: Наука. 1987. 143 с.
215. Ларичев О.И. Петровский А.Б. Системы поддержки принятия решений. Современное состояние и перспективы развития [Текст] // Итоги науки. Техническая кибернетика. Том 21. 1987. М.: ВИНТИ. С. 131-164.
216. Ларичев О.И., Поляков О.А. Человеко-машинные процедуры решения многокритериальных задач математического программирования [Текст]. // Экономика и математические методы. 1980. Вып. 1. Том 16. С. 129-145.
217. Ларичев О.И. Проблемы взаимодействия человек-ЭВМ в системах поддержки принятия решений [Текст] // Сб. трудов ВНИИСИ. 1984. Вып.9. С. 20-28.
218. Ларичев О.И. Теория и методы принятия решений [Текст]. М.: Логос. 2002. 392 с.
219. Лери М.М., Павлов Ю.Л. Лесной пожар на случайном графе со сгораемыми ребрами [Текст] // Ученые записки Петрозаводского гос. универ. 2013. № 2. С.96-99.
220. Ли Р. Оптимальные оценки, определение характеристик и управление [Текст]. М.: Наука. 1966. 176 с.
221. Ли Ц., Джадж Д. Зельнер А. Оценивание параметров марковских моделей по агрегированным временным рядам [Текст]. М.: Статистика. 1977. 221 с.
222. Лимская декларация руководящих принципов контроля (Лима, 17 - 26 октября 1977 года) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.intosai.org/ru/?r=1>. (дата обращения 25.05.2021).
223. Ложный вызов пожарных: штрафы и ответственность [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://fireman.club/statyi-polzovateley/lozhnyiy-vyzov-pozharnyih-shtrafyi-i-otvetstvennost/>. (дата обращения 25.05.2021).
224. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов [Текст]. М.: Финансы и статистика. 2003. 416 с.
225. Лунгу К.Н. Линейное программирование. Руководство к решению задач [Текст]. М.: Физматлит. 2005. 128 с.
226. Майер Р.В. Компьютерная двухкомпонентная вероятностная модель изучения дисциплины [Электронный ресурс] // Современное образование. 2015. № 1. С.42-52. DOI: 10.7256/2409-8736.2015.1.13701. Режим доступа: http://e-notabene.ru/pp/article_13701.html (дата обращения 25.05.2021).

227. Майер Р.В. Компьютерная модель обучения с изменяющимся коэффициентом забывания [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1401/1401.2617.pdf>. (дата обращения 25.05.2021).
228. Майн Х., Осаки С. Марковские процессы принятия решений [Текст]. М.: Наука. 1977. 176 с.
229. Макаров В.Л., Клейнер Г.Б. Микроэкономика знаний [Текст]. М.: Экономика. 2007. 204 с.
230. Малышев К. С. Применение алгоритмов с элементами искусственного интеллекта к решению задачи исключения ложных срабатываний автоматической пожарной сигнализации [Текст] // Современные тенденции технических наук: материалы Междунар. науч. конф. (г. Уфа, октябрь 2011 г.). Уфа: Лето. 2011. С. 45-46. Режим доступа: <https://moluch.ru/conf/tech/archive/5/1132/> (дата обращения 25.05.2021).
231. Манько С.В., Диане С.А., Лохин В.М., Новосельский А.К. Групповое управление роботами в задачах разбора завалов и демонтажа объектов атомной отрасли [Текст] // Экстремальная робототехника и конверсионные тенденции // Труды XXIX Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Гангут. 2017.- 272 с. С. 132-133
232. Маркова Е.В., Лисенков А.Н. Комбинаторные планы в задачах многофакторного эксперимента [Текст]. М.: Наука. 1979. 345 с.
233. Матвеев А.В., Максимов А.В., Крупкин А.А. Методика оценки эффективности управления силами и средствами гарнизона пожарной охраны [Электронный ресурс] // Вестник СПб УГПС МЧС России. 2015. № 4. С. 30–34. Режим доступа: vestnik.igprs.ru. (дата обращения 25.05.2021).
234. Матричные игры [Текст] / Под ред. Н.Н. Воробьева. М.: Наука. 1961. 282 с.
235. Матюшин А.В., Минаев В.А., Овсяник А.И., Симаков В.В., Топольский Н.Г., Чу Куок Минь Территориальное распределение кадровых ресурсов противопожарной службы на основе подходов теории активных систем [Электронный ресурс] // Пожаровзрывобезопасность. 2016. Том 25. № 12. С.46-51. Режим доступа: <https://www.fire-smi.ru/jour> (дата обращения 25.05.2021).
236. Медич Дж. Статистически оптимальные линейные оценки и управление [Текст]. М.: Энергия. 1973. 440 с.
237. Меньшов А.И., Рьльский Г.И. Человек в системе управления летательными аппаратами [Текст]. М.: Машиностроение. 1976. 191 с.
238. Месарович М., Мако Д., Такахара И. Теория иерархических многоуровневых систем [Текст]. М.: Мир. 1973. 344 с.
239. Миркин Б.Г. Проблема группового выбора [Текст]. М.: Наука. 1974. 254 с.
240. Млодинов Л. (Не)совершенная случайность. Как случай управляет нашей жизнью [Текст]. М.: Livebook/Гаятри. 2010. 352с
241. Моделирование рискованных ситуаций в экономике и бизнесе [Текст] / А.М. Дубров, Б.А. Лагоша, Е.Ю. Хрусталёв, Т.П. Барановская // Под ред. Б.А. Лагоши. М.: Финансы и статистика. 2001. 224 с.
242. Моисеев Н.Н. Люди и кибернетика [Текст]. М.: Молодая гвардия. 1984. 224 с.
243. Моисеев Н.Н. Математические задачи системного анализа [Текст]. М.: Наука. 1981. 488 с.
244. Морз Ф.М., Кимбел Д.Е. Методы исследования операций [Текст]. М.: Сов.радио. 1956. 307 с.
245. Моррис У. Наука об управлении. Байесовский подход [Текст]. М.: Мир. 1971. 304 с.
246. Мостеллер Ф., Тьюки Д. Анализ данных и регрессия [Текст]. В 2-х выпусках. М.: Финансы и статистика. 1982. 317 с. 239 с.
247. Моторыгин Ю.Д., Ловчиков В.А., Шарапов С.В., Иванов А.И. Оценка времени горения легкового автомобиля с помощью конечных цепей Маркова [Электронный ресурс] // Пожаровзрывобезопасность. 2008. Том 17. № 2. С.63-66.
248. Мушик Э., Мюллер П. Методы принятия технических решений [Текст]. М.: Мир. 1990. 204 с.
249. МЧС-медиа. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.mchsmedia.ru/folder/50685>

- (дата обращения 25.05.2021).
250. МЧС России. Официальный сайт. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.mchs.gov.ru/>. (дата обращения 25.05.2021).
 251. Мыльник В.В., Титаренко Б.П., Волочинко В.А. Исследование систем управления [Текст]. М.: Деловая книга. 2003. 352 с.
 252. Назаров М.А. Оценка эффективности систем внутреннего контроля с использованием математических методов [Текст]. М.: Финиздат. 2002. 250 с.
 253. Назарова А.В., Чжай М. Распределенное решение задач в многоагентной робототехнической системе [Текст] // Экстремальная робототехника // Сб. XXVIII Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Изд. «Гангут». 2017. 272 с. С. 139-140.
 254. Назин А.В., Позняк А.С. Адаптивный выбор вариантов: рекуррентные алгоритмы [Текст]. М.: Наука. 1986. 288 с.
 255. Найт Ф.Х. Риск, неопределенность и прибыль [Текст]. М.: Дело. 2003. 360 с.
 256. Налимов В.В. Теория эксперимента [Текст]. М.: Наука. 1971. 208 с.
 257. Негойцэ К. Применение теории систем к проблемам управления [Текст]. М.: Мир. 1981. 180 с.
 258. Нейлор К. Как построить свою экспертную систему [Текст]. М.: Энергоатомиздат. 1991. 288 с.
 259. Нейман Дж., Моргенштерн О. Теория игр и экономическое поведение [Текст]. М.: Наука, 1970. 707 с.
 260. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных [Текст] / Под ред. В.П. Боровикова. М.: Горячая линия - Телеком. 2008. 392 с.
 261. Нестеренко А.Г., Шидловский А.Л., Галимов А.Ф. Анализ беспилотных авиационных систем в качестве потенциальной платформы для размещения ретранслятора для размещения радиосигнала в интересах Единой Государственной системы предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций [Текст] // Проблемы управления рисками в техносфере. 2016. № 3 (39). С. 26-33.
 262. Никифоров В.В., Павлов В.А. Эффективность разделения вычислительных ресурсов между задачами в системах управления роботами [Текст] // Экстремальная робототехника. Сб. XXVII Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Изд. АП4Принт. 2016. 480 с. С. 255-261.
 263. Николаев В.И., Брук В.М. Системотехника: методы и приложения [Текст]. Л.: Машиностроение. 1985. 199 с.
 264. Новая теория машинного обучения не нуждается в законах физики [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://hightech.plus/2021/02/15/novaya-teoriya-mashinnogo-obucheniya-ne-nuzhdaetsya-v-zakonah-fiziki> (дата обращения 25.05.2021).
 265. Новиков Д.А. Иерархические модели военных действий [Текст] // Управление большими системами. Вып. 37. 2012. С. 25-62.
 266. Новиков Д.А. Модели стратегической рефлексии [Текст] // Автоматика и телемеханика. Вып. 1. 2012. С. 3-23.
 267. Ногин В.Д. Принятие решений в многокритериальной среде: количественный подход [Текст]. М.: Физматлит. 2005. 176 с.
 268. Нормативные и дескриптивные модели принятия решений [Текст] / Сб. науч. тр. М.: Наука. 1981. 350 с.
 269. Носач Ю. И., Пеньков И.А, Гаршин Ю.В. Тактические приемы наземных робототехнических комплексов при тушении пожаров на основе опыта применения в составе группировки ФГБУ ВНИИПО МЧС России [Текст] // Сб. Тр. XXX Междунар. науч.-практ. конф. «Предотвращение. Спасение. Помощь». ФГБВОУ ВО АГЗ МЧС России. 2020. 93 с. С. 33-38.
 270. Носач Ю.И., Пеньков И.А., Литвин П.М. Проблемы и перспективы развития робототехнических комплексов пожаротушения среднего и тяжелого классов при тушении крупных пожаров в зданиях и сооружениях [Текст] // Сб. Тр. Всеросс. научн.-практ. конф.

- «Актуальные проблемы обеспечения пожарной безопасности и защиты от чрезвычайных ситуаций». Железногорск: 2019. С. 551-558.
271. О введении в действие Расписания выездов подразделений гарнизона пожарной охраны города Москвы для тушения пожаров и проведения аварийно-спасательных работ. Приказ от 18 сентября 2017 года N 559 [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://pojaru.net.ru/load/raspisanie_vyezdov_garnizona_g_moskvy/9-1-0-641 (дата обращения 25.05.2021).
272. О техническом регулировании. Федеральный закон от 27.12.2002 N 184-ФЗ [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_40241/ (дата обращения 25.05.2021).
273. Обзор рынка лизинга. Банки.ру. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.banki.ru/news/bankpress/?id=6447631> (дата обращения 25.05.2021).
274. Обработка нечеткой информации в системах принятия решений [Текст] / А.Н. Борисов, А.В. Алексеев, Г.В. Меркурьев и др. М.: Радио и связь. 1989. 311 с.
275. Орлов А.И. Эконометрика [Текст]. М.: Изд. Экзамен. 2002. 576 с.
276. Орловский С.А. Проблемы принятия решений при нечеткой исходной информации [Текст]. М.: Наука. 1981. 208 с.
277. Оптимизация работы коммунальных служб в чрезвычайных ситуациях. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.anylogic.ru/optimization-of-utility-companies-mutual-assistance-using-agent-based-modeling/> (дата обращения 25.05.2021).
278. Организационно-методические указания по тактической подготовке начальствующего состава федеральной противопожарной службы МЧС России [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://pozhproukt.ru/nsis/proch/takticheskaya-podgotovka-nachsostava.htm> (дата обращения 25.05.2021).
279. Орлов А.И. Основы теории принятия решений [Текст]. М.: 2002. 276 с.
280. Оуэн Г. Теория игр [Текст]. М.: Мир. 1971. 230 с.
281. Партхасаратхи Т., Рагхаван Т. Некоторые вопросы теории игр двух лиц [Текст]. М.: Мир. 1974. 296 с.
282. Парфененко А.П. Методология моделирования людских потоков и практика их движения при эвакуации [Электронный ресурс] // Пожаровзрывобезопасность / Fire and Explosion Safety. 2014. Т. 23. № 12. С. 46–55. Режим доступа: <https://www.fire-smi.ru/jour> (дата обращения 25.05.2021).
283. Пеньков И.А., Варламкин М.А., Гаршин Ю.В. Обобщенные показатели опыта применения наземных робототехнических комплексов при проведении пожаротушения [Текст] // Сб. Тр. XXX Междунар. науч.-практ. конф. «Предотвращение. Спасение. Помощь». ФГБВОУ ВО АГЗ МЧС России. 2020. 93 с. С. 47-54
284. Первый замглавы МЧС России: численность пожарных подразделений увеличивается [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://isse-russia.ru/isse2019/mediacenter/news/newsmilru/31048.html> (дата обращения 25.05.2021).
285. Переславцева И.И., Яременко С.А. Экспериментальные исследования времени эвакуации групп людей по лестничным клеткам зданий и сооружений [Текст] // Вестник гражданских инженеров. 2013. Вып. № 5 (40). С. 122-126.
286. Петраков Н.Я., Ротарь В.И. Фактор неопределенности и управление экономическими системами [Текст]. М.: Наука. 1985. 191 с.
287. Петровский А.Б. Теория принятия решений [Текст]. М.: Академия. 2009. 400 с.
288. Питеркин С.В., Оладов И.А., Исаев Д.В. Точно вовремя для России. Практика применения ERP-систем [Текст]. М.: Альпина Бизнес Букс. 2006. 368 с.
289. Планирование реагирования на ЧС с помощью агентного моделирования. – [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.anylogic.ru/disaster-response-applications-using-agent-based-modeling/> (дата обращения 25.05.2021).
290. Повзик Я.С. Пожарная тактика [Текст]. М: ЗАО «Спецтехника». 2004. 416 с.
291. Подгрушный А.В. Реализация тактических возможностей отделений на автоцистернах при

- тушении пожаров. [Текст] // Материалы XII науч.-техн. конф. «Системы безопасности – 2003». М.: Академия ГПС МЧС России. 2003. С. 306–313.
292. Подиновский В.В., Ногин В.Д. Парето-оптимальные решения многокритериальных задач [Текст]. М.: Наука. 1982. 256 с.
293. Пожарные риски: динамика, управление, прогнозирование [Текст]. Под ред. Н.Н. Брушлинского, Ю.Н. Шебеко. М.: ВНИИПО. 2007. 370 с.
294. Пожарные риски. Основные понятия [Текст]. Вып. 1 / Под. ред. Н.Н. Брушлинского. - М.: Изд. Нац. АН пож. безоп. 2004. 47 с.
295. Пожарные риски [Текст] / Н.Н. Брушлинский [и др]; под общ. ред. Н.Н. Брушлинского. М.: ФГУ ВНИИПО МЧС России. 2008. 324 с.
296. Пожарные части на карте Москвы. - [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://citysoft.mosmap.ru/pojchast/pojchast.shtml>. - (дата обращения 25.05.2021).
297. Пожары и пожарная безопасность в 2016 г. [Текст] // Статистический сборник. М: ФГУ ВНИИПО. 2017. 124 с.
298. Половко С.А., Попов А.В. Перспективы применения гибридных групп мобильных роботов специального назначения [Текст] // Экстремальная робототехника и конверсионные тенденции // Труды Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Гангут. 2018. 542 с. С. 25-33.
299. Пospelов Г.С., Пospelов Д.А. Искусственный интеллект - прикладные системы [Текст]. М.: Знание. 1985. 48 с.
300. Постановление Правительства РФ от 30 декабря 2003 г. N 794 «О единой государственной системе предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций» (с изменениями и дополнениями) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://base.garant.ru/186620/> (дата обращения 25.05.2021).
301. Представление и использование знаний [Текст] / Под ред. Х. Уэно, М. Исидзука. М.: Мир. 1989. 220 с.
302. Приказ МЧС России № 452 от 20.10.2017 «Об утверждении Устава подразделений пожарной охраны» [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://fireman.club/inseklodepia/karaulnaya-sluzhba-pozharной-ohrani/> (дата обращения 25.05.2021).
303. Приказ МЧС России № 727 от 26.12.2014 «О совершенствовании деятельности по формированию электронных баз данных учета пожаров (загораний) и их последствий». [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://legalacts.ru/doc/prikaz-mchs-rossii-ot-26122014-n-727-o-sovershenstvovanii/> (дата обращения 25.05.2021).
304. Программа машинного обучения марковской модели для прогнозирования развития пожара. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021615411 Российская Федерация / Заявитель и правообладатель В.Я. Вилисов. - заявл. № 1122969616 от 28.03.2021; опубл. 07.04.2021. - 1 с.
305. Программа оценивания вариантов страхования пожарных рисков. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021615455 Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. - заявка № 2021614586 от 30.03.2021; опубл. 08.04.2021. - 1 с.
306. Программный комплекс выбора оптимальных параметров мультиагентной коллаборативной робототехнической системой на основе имитационного моделирования. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021616709 Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. - заявка № 2021615863 от 17.04.2021; опубл. 26.04.2021. - 1 с.
307. Программный комплекс интерактивного тестирования готовности к реагированию пожарного подразделения. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021615594 Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. - заявка № 2021614371 от 30.03.2021; опубл. 09.04.2021. - 1 с.
308. Программный комплекс концептуального проектирования системы мониторинга пожароопасного района мультиагентной робототехнической системой. Свидетельство о

- государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021617292 Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. - заявка № 2021615869 от 16.04.2021; опубл. 13.05.2021. - 1 с.
309. Программный комплекс распределения ресурсов пожарных подразделений при одновременных вызовах, построенный на основе машинообучаемой транспортной модели. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021615359 Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. - заявка № 2021614406 от 29.03.2021; опубл. 07.04.2021. - 1 с.
310. Постановление Правительства РФ от 30 декабря 2003 г. N 794 «О единой государственной системе предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций» (с изменениями и дополнениями) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://base.garant.ru/186620/> (дата обращения 25.05.2021).
311. Присяжников В.Ф., Присяжкова Л.М. Математическое моделирование переработки информации оператором человеко-машинных систем [Текст]. - М.: Машиностроение. 1990. 245 с.
312. Присяжнюк Н.Л. Экономическая оценка управленческих решений [Текст] / Н.Л. Присяжнюк. М.: Академия ГПС МЧС России. 2016. 118 с.
313. Присяжнюк Н.Л., Александров Г.В., Кузьмичев И.И., Кузнецова Е.С., Соловьева Т.Н. Экономика пожарной безопасности. Учебное пособие / Под общ. ред. Н.Л. Присяжнюка. М.: Академия ГПС МЧС России. 2009. 204 с.
314. Противопожарные роботы [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://asu100.ru/catalog/CO/POJAR/index_rojar.html (дата обращения 25.05.2021).
315. Птускин А.С. Решение стратегических задач в условиях размытой информации [Текст]. М.: Дашков и Ко. 2003. 239 с.
316. Развитие, технология и эффективность применения робототехники в чрезвычайных ситуациях: монография [Текст] / Под ред. Н.В. Северова. М.: АГЗ, 2010. 702 с.
317. Райфа Г. Анализ решений [Текст]. М.: Наука. 1977. 408 с.
318. Рапопорт Б.М. Оптимизация управленческих решений [Текст]. М.: ТЕКС. 2001. 264 с.
319. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект. Современный подход [Текст]. М.: Изд. дом Вильямс. 2007. 1408 с.
320. Репин В.Г., Тартаковский Г.П. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем [Текст]. М.: Сов. радио. 1977. 432 с.
321. Робинсон Дж. Итеративный метод решения игр [Текст] // Матричные игры / Под ред. Н.Н. Воробьева. М.: Гос. изд-во физ.-мат. лит. 1961. С. 110-119.
322. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга [Текст]. М.: Мир. 1965. 480 с.
323. Романовский В.И. Дискретные цепи Маркова [Текст]. М.–Л.: Гостехиздат. 1949. 436 с.
324. Рыжова Т.П. Управление коллективом мобильных роботов [Текст] // Экстремальная робототехника: Труды Международной научно-технической конференции. СПб. 2011. С. 281 – 287.
325. Саати Т., Кернс К. Аналитическое планирование. Организация систем [Текст]. М.: Радио и связь. 1991. 224 с.
326. Саати Т.Л. Математические методы исследования операций [Текст]. М.: Воениздат. 1963. 420 с.
327. Саати Т.Л. Математические модели конфликтных ситуаций [Текст]. М.: Сов.радио. 1977. 302 с.
328. Саати Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий [Текст]. М.: Радио и связь. 1993. 278 с.
329. Саати, Т.Л. Элементы теории массового обслуживания и ее приложения [Текст]. М.: Сов. радио. 1971. 520 с.
330. Савин М.В., Печурин А.А., Преснов А.И. Оценка технических показателей наземных мобильных роботизированных технических средств МЧС России [Текст] // Проблемы

- управления рисками в техносфере. 2018. №4 (48). С. 66-76.
331. Саймон Г. Наука об искусственном [Текст] М.: Мир. 1972. 148 с.
332. Саймон Г. Теория принятия решений в экономической теории и науке о поведении [Текст] // В сб. Теория фирмы / Сост. и общ. ред. В. М. Гальперина. СПб.: Экономическая школа. 1995. С. 54-72.
333. Самаров Е.К. Страхование математика в примерах и задачах [Электронный ресурс] М.: Резольвента. 2007. 95 с. Режим доступа: <https://www.samarov.ru/insmath/insmath.pdf> (дата обращения 25.05.2021).
334. Себер Дж. Линейный регрессионный анализ [Текст]. М.: Мир. 1980. 456 с.
335. Северов Н.В., Байков А.В. Применение робототехнических средств МЧС России для ликвидации последствий техногенных чрезвычайных ситуаций [Текст] // Вестник КРСУ. 2012. Том 12, № 7. С. 134–138.
336. Сейдж Э., Мелс Дж. Теория оценивания и ее применение в связи и управлении [Текст]. М.: Связь. 1976. 496 с.
337. Сейдж Э.П., Мелса Дж.Л. Идентификация систем управления [Текст]. М.: Наука. 1974. 640 с.
338. Семиков В.Л., Алексеев С.П., Вилисов В.Я. Статистический анализ зависимости показателей ущерба от времени прибытия первого пожарного подразделения на пожар [Текст] // Технологии техносферной безопасности. 2019. №2(84). С. 72-83. DOI: 10.25257/TTS.2019.2.84.72-83. Режим доступа: <https://academygps.ru/nauka-5/nauchnye-zhurnaly-i-publikatsii-52/nauchnyy-internet-zhurnal-tekhnologii-tekhnosfernoy-bezopasnosti/vypusk/> (дата обращения 25.05.2021).
339. Семиков В.Л. Комплексные исследования проблем безопасности // Технологии техносферной безопасности. Вып. 5(69). 2016. С. 192-197 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://ipb.mos.ru/ttb> (дата обращения 25.05.2021).
340. Семиков В.Л., Прокушин А.В., Нгуен Ба Туан Управление проектами в системах безопасности // Технологии техносферной безопасности. Вып. 5(63). 2015. С. 235-242 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://ipb.mos.ru/ttb> (дата обращения 25.05.2021).
341. Сигал И.Х., Иванов А.П. Введение в прикладное дискретное программирование. Модели и вычислительные алгоритмы [Текст]. М.: Физматлит. 2002. 240 с.
342. Сколько стоят фальшивые вызовы специальных служб. - [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://protivpozgara.com/bezopasnost/v-bytu/shtraf-za-lozhnyj-vyzov> (дата обращения 25.05.2021).
343. Смоляк С.А. Критерии оптимального поведения фирмы в условиях неопределенности [Текст] // Экономика и математические методы. Том 41. Вып. 3. 2005. С. 39-53.
344. Соболева И.В., Ворона-Сливинская Л.Г. Современные проблемы управления рисками в организациях МЧС России [Текст] // Проблемы управления рисками в техносфере. 2016. №2 (38). С. 1-11.
345. Соболев И.М., Статников Р.Б. Наилучшие решения - где их искать [Текст]. М.: Знание. 1982. 64 с.
346. Собянин С.С. Московское правительство о пожарной безопасности в столице в 2018–2019 гг. [Электронный ресурс] // Каталог «Пожарная безопасность». 2019. Режим доступа: <http://lib.secuteck.ru/articles2/firesec/moskovskoe-pravitelstvo-o-pozharnoy-bezopasnosti-v-stolitse-v> (дата обращения 25.05.2021).
347. Советов Б.Я., Яковлев С.А. Моделирование систем [Текст]. М.: Высшая школа. 1985. 271 с.
348. Соколов Е. Аутсорсинг в России: основные проблемы и пути их решения [Электронный ресурс] // PC Week/RE. - 2012. - № 25 (810). - Режим доступа: <https://www.itweek.ru/its/article/detail.php?ID=142224> (дата обращения 25.05.2021).
349. Соколов С.В., Портнов Д.А., Попков С.Ю. Имитационная модель процесса функционирования территориальных добровольных пожарных команд для оценки параметров оперативного реагирования [Электронный ресурс] // Технологии техносферной безопасности. 2018. Вып. 6(82). С. 22-31. Режим доступа: <http://ipb.mos.ru/ttb> (дата

- обращения 25.05.2021).
350. Соколов С.В., Судаков Е.А. Анализ и оценка времени прибытия пожарных подразделений к местам вызовов в Санкт-Петербурге в 2006-2015 гг. [Электронный ресурс] // Технологии техносферной безопасности. 2016. Вып. 2(66). С. 1-8. Режим доступа: <http://ipb.mos.ru/ttb> (дата обращения 25.05.2021).
351. Сосулин Ю.Г., Фишман М.М. Теория последовательных решений и ее применения [Текст]. М.: Радио и связь. 1985. 272 с.
352. Спасательный дрон Recruit спешит на помощь со скоростью 225 км/ч [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://www.techcult.ru/technics/8807-dron-recruit-speshit-na-pomoshh-so-skorostyu-225-km-ch> или Режим доступа: <https://soninhybrid.com/> (дата обращения 25.05.2021).
353. Специальное конструкторско-технологическое бюро прикладной робототехники (СКТБ ПР) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://sktbpr.ru/content/produksiya-sktb-pr> (дата обращения 25.05.2021).
354. Спецхимпродукт. Завод [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://www.spena.ru/products/po-brz-wetter/> (дата обращения 25.05.2021).
355. Станкевич Т.С., Кипер А.В. Алгоритмическое обеспечение интеллектуальной системы поддержки принятия решений, предназначенной для руководителя тушения пожара [Электронный ресурс] // Пожаровзрывобезопасность. 2014. Т. 23. № 9. С. 45–56. Режим доступа: <https://www.fire-smi.ru/jour> (дата обращения 25.05.2021).
356. Станкевич Т.С. Применение сверточных нейронных сетей для решения задачи оперативного прогнозирования динамики распространения лесных пожаров [Текст] // Бизнес-информатика. 2018. № 4 (46). С. 17–27. DOI: 10.17323/1998-0663.2018.4.17.27.
357. Статистические модели и многокритериальные задачи принятия решений [Текст] / Под ред. И.Ф. Шахнова. М.: Статистика. 1979. 184 с.
358. Страхование сегодня. [Электронный ресурс] Режим доступа: <http://www.insurinfo.ru/press/78060/> (дата обращения 25.05.2021).
359. Страхование дело / пер. с нем. О. И. Крюгер и Т. А. Федоровой. Т. 1. Основы страхования [Текст] / под ред. О. И. Крюгер. М.: Экономистъ, 2004. 447 с.
360. Сычев Я., Мурашка В., Червоноокая С. Модель управления комплексной безопасностью промышленных парков типа «Гринфилд» (Greenfield) [Электронный ресурс] // Системы безопасности. №4. 2017. С. 74-76. Режим доступа: http://secuteck.ru/articles2/kompleks_sys_sec/model-upravleniya-kompleksnoy-bezopasnostyu-industrialnyh-parkov-tipa-grinfild-greenfield/ (дата обращения 25.05.2021).
361. Талей Н. Н. Одураченные случайностью. О скрытой роли шанса в бизнесе и в жизни [Текст]. М.: Манн, Иванов и Фербер. 2010. 320 с.
362. Тараканов Д.В., Саттаров И.Ф. Компьютерная модель ликвидации пожаров для тактической подготовки пожарных [Электронный ресурс] // Технологии техносферной безопасности. 2014. № 6 (58). Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2014-6/07-06-14.ttb.pdf> (дата обращения 25.05.2021).
363. Тараканов Д.В. Метод модификации векторного критерия в системе поддержки принятия решения при тушении крупного пожара [Электронный ресурс] // Технологии техносферной безопасности. 2010. № 2. Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2010-2/01-02-10.ttb.pdf> (дата обращения 25.05.2021).
364. Таранцев А.А., Ивахнюк Г.К., Пятин Д.В., Иванов А.В. Многофакторная регрессионная модель процессов детоксикации почв в условиях чрезвычайных ситуаций на объектах нефтегазового комплекса [Текст] // Проблемы управления рисками в техносфере. 2016. №4 (40). С. 34-42.
365. Таха Х.А. Введение в исследование операций [Текст]. М.: Изд. дом Вильямс. 2005. 912 с.
366. Тачков А.А. Концептуальное проектирование мобильных робототехнических систем на основе статистического имитационного моделирования [Текст] // Экстремальная робототехника. Сб. XXVII Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Изд. АП4Принт. 2016. 480 с. С.

- 66-71.
367. Тачков А.А. Программно-аппаратная реализация экспериментального образца системы управления пожарным разведывательным роботом [Текст] // Экстремальная робототехника. Сб. XXIII Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Изд. Политехника-сервис. 2012. 510 с. С. 267-273.
368. Терещнев В.В., Грачев В.А., Семенов А.О. Управление ресурсами пожарно-спасательных подразделений и технологическими операциями по тушению пожаров [Электронный ресурс] // Пожаровзрывобезопасность. 2006. Т. 15, № 5. С. 60–65. Режим доступа: <https://www.fire-smi.ru/jour> (дата обращения 25.05.2021).
369. Терещнев В.В. Расчет параметров развития и тушения пожаров (Методика. Примеры. Задания) [Текст]. Екатеринбург: ООО «Изд. «Калан». 2012. 460 с.
370. Терещнев В.В., Терещнев А.В. Управление силами и средствами на пожаре. [Текст]. М.: Академия ГПС МЧС России. 2003. 261 с.
371. Тетерин, И.М. Теоретико-игровые методы в системах поддержки принятия решений для руководителя тушения пожара [Электронный ресурс] / И.М. Тетерин // Технологии техносферной безопасности. 2008. № 4. Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2008-4/01-04-08.ttb.pdf> (дата обращения 25.05.2021).
372. Тетерин И.М., Топольский Н.Г., Климовцов В.М., Прус Ю.В. Применение математической теории игр в системе поддержки принятия решений руководителем тушения пожара [Электронный ресурс] // Технологии техносферной безопасности. 2008. Вып. № 6 (22). С.1-21. Режим доступа: <https://academygps.ru/nauka-5/nauchnye-zhurnaly-i-publikatsii-52/nauchnyy-internet-zhurnal-tekhnologii-tekhnosfernoy-bezopasnosti/vypusk/> (дата обращения 25.05.2021).
373. Тетерин И.М., Климовцов В.М., Прус Ю.В. Методология разработки экспертных систем для оперативного управления пожарными подразделениями [Электронный ресурс] // Технологии техносферной безопасности. 2008. № 5 (21). С.1-68. Режим доступа: <http://ipb.mos.ru/ttb>. (дата обращения 25.05.2021).
374. Тетерин И.М., Топольский Н.Г., Климовцов В.М., Прус Ю.В. Применение систем поддержки принятия решений руководителями оперативных подразделений при тушении пожаров в крупных городах // Технологии техносферной безопасности. Вып. 4 (20). 2008. С. 1-33 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2008-6/09-06-08.ttb.pdf> (дата обращения 25.05.2021).
375. Тетерин И. М., Топольский Н. Г., Чухно В. И. и др. Центры управления в кризисных ситуациях и система информирования и оповещения населения: Учеб. пособие. [Текст]/ Под общ. ред. д-ра техн. наук, профессора Топольского Н. Г. М.: Академия ГПС МЧС России. 2010. 269 с.
376. Технический регламент о требованиях пожарной безопасности. Федеральный закон РФ от 22.07.2008 №123-ФЗ [Текст] // Российская газета. 2008. №163.
377. Тихонов А.Н., Уфимцев М.В. Статистическая обработка результатов эксперимента [Текст]. М.: МГУ. 1988. 173 с.
378. Топольский Н.Г., Бутузов С.Ю., Вилисов В.Я. Информационно-аналитические модели поддержки управления при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций [Текст]. М.: Академия ГПС МЧС России. 2021. 216 с.
379. Топольский Н.Г., Вилисов В.Я. Алгоритм оптимального планирования операций по ликвидации последствий пожаров и чрезвычайных ситуаций гетерогенной группой автономных мобильных роботов [Текст] // Инженерный вестник Дона. 2021. №4 Режим доступа: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2021/6961>.
380. Топольский Н.Г., Вилисов В.Я. Оценка потенциала повышения эффективности реагирования пожарных подразделений за счет контроля их готовности [Текст] // Инженерный вестник Дона. 2021. №3 Режим доступа: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2021/6895>.
381. Топольский Н.Г., Вилисов В.Я. Оценивание риска решений при ликвидации пожаров

- [Текст] // Матер. 25-й междунар. науч.-техн. конф. «Системы безопасности – 2016». М.: Академия ГПС МЧС России, 2016. 647 с. С. 618-622.
382. Топольский Н.Г., Вилисов В.Я. Прогнозирование фаз развития и тушения пожара на основе марковской цепи [Текст] // Матер. 25-й междунар. науч.-техн. конф. «Системы безопасности – 2016». М.: Академия ГПС МЧС России, 2016. 647 с. С. 623-628.
383. Топольский Н.Г., Домбровский М.Б. Основы применения теории игр в автоматизации систем пожарной безопасности [Текст]. М.: ВИПТШ МВД РФ. 1996. 117 с.
384. Топольский Н.Г., Прус Ю.В., Климовцов В.М. Определение ранга пожара на объекте по диаграммам состояния [Текст] // Материалы 13 международной конференции «Системы безопасности» СБ-2004. М.: Академия ГПС МЧС России. 2004. С. 297-299.
385. Трухаев Р.И. Модели принятия решений в условиях неопределенности [Текст]. М.: Наука. 1981. 258 с.
386. Тужиков Е. Н., Перевалов А. С., Рассохин М. А., Цыганков А. П. О Перспективы развития и применения робототехники в МЧС России // Техносферная безопасность. Вып. 2(23). 2019. С. 85-91 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://uigps.ru/userfls/ufiles/nauka/journals/ttb/TB%2023/10.pdf> (дата обращения 25.05.2021).
387. Туймазинский завод автобетоновозов [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://oao-tuymazinskiy-zavod-avtobetonovozov.promportal.su/> (дата обращения 25.05.2021).
388. Уильямсон О. Поведенческие предпосылки современного экономического анализа [Текст] // THESIS. 1993. Т.1. Вып. 3. С. 39-49.
389. Указ Президента РФ от 10 октября 2019 г. № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/72738946/> (дата обращения 25.05.2021).
390. Уотермен Д. Руководство по экспертным системам [Текст]. 1989. 388 с.
391. Управление пожарной безопасностью субъектов Российской Федерации на основе анализа пожарных рисков [Текст] / Брушлинский Н.Н., Клепко Е.А., Попков С.Ю., Соколов С.В. // Проблемы пожарной безопасности и чрезвычайных ситуаций. № 3. М. 2010. 16 с.
392. Управление силами и средствами на пожаре. Учебное пособие [Текст] / Под ред. докт. техн. наук, проф. Е.А. Мешалкина. М.: Академия ГПС МЧС России. 2003. 261 с.
393. Федерального закона «О бухгалтерском учете» от 6 декабря 2011 года № 402-ФЗ. [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_122855/ (дата обращения 25.05.2021).
394. Федеральный закон от 21 декабря 1994 г. № 68-ФЗ «О защите населения и территорий от чрезвычайных ситуаций природного и техногенного характера». [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://legalacts.ru/doc/federalnyi-zakon-ot-21121994-n-68-fz-o/> (дата обращения 25.05.2021).
395. Федоров В.В. Теория оптимального эксперимента [Текст]. М.: Наука. 1971. 312 с.
396. Философова Т.Г. Лизинг [Текст]. М.: Юнити-Дана. 2017. 191 с.
397. Филяев Г.А., Вилисов В.Я. Алгоритм концептуального проектирования системы мониторинга объекта коллаборативной мультиагентной робототехнической системой [Текст] // Инженерный вестник Дона. 2021. №5 Режим доступа: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2021/6965>. (0,44/0,35 п.л.).
398. Фишберн П. Теория полезности для принятия решений [Текст]. М.: Наука. 1978. 352 с.
399. Форрестер Дж. Основы кибернетики предприятия (индустриальная динамика) [Текст]. М.: Прогресс. 1971. 340 с.
400. Харисов. Г.Х.. Обоснование нормативного значения и расчетной величины индивидуального пожарного риска в зданиях и сооружениях [Текст]. Монография. М.: Академия ГПС МЧС России. 2014. С. 225.
401. Хейвуд Дж. Б. Аутсорсинг: в поисках конкурентных преимуществ [Текст]. М.: Изд. дом «Вильямс». 2004. 176 с.
402. Химмельблау Д. Анализ процессов статистическими методами [Текст]. М.: Мир. 1973. 957 с.

403. Ховард Р. Динамическое программирование и марковские процессы [Текст]. М.: Сов. радио. 1964. 189 с.
404. Холл А.Д. Опыт методологии для системотехники [Текст]. М.: Сов.радио. 1975. 448 с.
405. Холщевников В.В., Присадков В.И., Костерин И.В. Совершенствование методологии определения расчетных величин пожарного риска в зданиях и сооружениях на основе стохастического описания определяющих их процессов и деревьев событий [Электронный ресурс] // Пожаровзрывобезопасность / Fire and Explosion Safety. 2017. Т. 26, № 1. С. 5–17. DOI: 10.18322/PVB.2017.26.01.5-17. Режим доступа: <https://www.fire-smi.ru/jour> (дата обращения 25.05.2021).
406. Хрунов Д.Е., Шангин В.Н. Использование чек-листов в обеспечении пожарной безопасности [Текст] // Проблемы управления рисками в техносфере. 2018. №3 (47). С. 6-13.
407. Ху Т. Целочисленное программирование и потоки в сетях [Текст]. М.: Мир. 1974. 519 с.
408. Цариченко С.Г., Иванов А.В., Осипов Ю.Н., Картеничев А.Ю., Ершов В.И. Особенности применения беспилотных летательных аппаратов в интересах МЧС России [Текст] // Экстремальная робототехника. Сб. XXVI Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Изд. Политехника-сервис. 2015. 376 с. С. 24-29.
409. Цариченко С.Г., Молчанов В.П. Проблемы развития экстремальной робототехники в рамках развития инновационной деятельности МЧС России [Текст] // Экстремальная робототехника. Сб. XXIII Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Изд. Политехника-сервис. 2012. 510 с. С. 19-22.
410. Цариченко С.Г. Особенности применения БПЛА в интересах МЧС [Текст] // Сб. докл. Всеросс науч.-тех. конф. «Экстремальная робототехника». СПб: Политехника-Сервис. 2015. С. 24-29.
411. Цариченко С.Г., Симанов С.Е., Сидоров И.М. Направления развития испытаний наземных робототехнических комплексов с учетом специфики применения в недетерминированных условиях [Текст] // Труды 29-й Международной научно-технической конференции «Экстремальная робототехника (ЭР-2019)» 7-8 июня 2018 года, Санкт-Петербург, ЦНИИ РТК. СПб.: И-ПК Гангут. 2018. 542 с. С. 17-25.
412. Цвиркун А.Д. Основы синтеза структуры сложных систем [Текст]. М.: Наука. 1982. 200 с.
413. Цвиркун А.Д. Структура сложных систем [Текст]. М.: Сов. Радио. 1975. 199 с.
414. Цвиркун А.Д., Акинфиев В.К. Структура многоуровневых и крупномасштабных систем. Синтез и планирование развития [Текст]. М.: Наука. 1993. 160 с.
415. Цвиркун А.Д., Акинфиев В.К., Соловьев М.М. Моделирование развития крупномасштабных систем [Текст]. М.: Экономика. 1983. 175 с.
416. Цвиркун А.Д., Карибский А.В., Яковенко С.Ю. Математическое моделирование управления развитием структур крупномасштабных систем [Текст]. М.: ИПУ АН. 1985. 44 с.
417. Цвиркун А.Д., Акинфиев В.К., Филиппов В.А. Имитационное моделирование в задачах синтеза сложных систем [Текст]. М.: Наука. 1985. 173 с.
418. Цена ложных вызовов пожарных. - [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://expert-01.com/czena-lozhnyix-vyizovov-pozharnyix> - (дата обращения 25.05.2021).
419. Центральный НИИ Робототехники и технической кибернетики [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://rtc.ru/> (дата обращения 25.05.2021).
420. Цены на топливо. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://бензин.пф/site/price?region=11156&range=year&value=> (дата обращения 25.05.2021).
421. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах [Текст]. М.: Наука. 1968. 400 с.
422. Цыпкин Я.З. Основы теории обучающихся систем [Текст]. М.: Наука. 1970. 251 с.
423. Черноруцкий И.Г. Методы принятия решений [Текст]. СПб.: БХВ-Петербург. 2005. 416 с.
424. Чураков Е.П. Математические методы обработки экспериментальных данных в экономике [Текст]. М.: Финансы и Статистика. 2004. 239 с.
425. Шапкин А.С., Шапкин В.А. Теория риска и моделирование рискованных ситуаций [Текст]. М.: Дашков и К. 2005. 880 с.

426. Шеннон К. Работы по теории информации и кибернетике [Текст]. М.: Издательство иностранной литературы. 1963. 832 с.
427. Шеридан Т.Б., Феррел У.Р. Системы человек-машина: Модели обработки информации, управления и принятия решений человеком-оператором [Текст]. М.: Машиностроение. 1980. 399 с.
428. Шикунская О.М., Ватунский И.С. Применение математической теории игр для обеспечения пожарной безопасности зданий и сооружений на стадии проектирования [Текст] // Инженерно-строительный вестник Прикаспия: научно-технический журнал / Астрахань: ГАОУ АО ВО АГАСУ. 2019. № 4(30). С. 146–149.
429. Шимон Н.С., Калач А.В., Куприенко П.С., Архипов М.И. Современное состояние и перспективы использования беспилотных воздушных судов при прогнозировании и предупреждении чрезвычайных ситуаций на территории Воронежской области [Текст] // Техносферная безопасность. 2020. №3(28). С. 121-128. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://uigps.ru/userfls/ufiles/nauka/journals/ttb/TB%2028/13.pdf> (дата обращения 25.05.2021).
430. Штойер Р. Многокритериальная оптимизация. Теория, вычисления и приложения [Текст]. М.: Радио и связь. 1992. 504 с.
431. Щербаков О.В., Любинский А.Ю. К вопросу оценки техногенного риска на нефтеперерабатывающем предприятии [Текст] // Проблемы управления рисками в техносфере. 2018. №4 (48). С. 66-76.
432. Эйлер Л. Метод нахождения кривых линий, обладающих свойствами максимума, либо минимума, или решение изопериметрической задачи, взятой в самом широком смысле [Текст]. М.-Л.: Гос. техн.-теор. изд. 1934. 600 с.
433. Эксперт РА. Агентство. [Электронный ресурс]. Режим доступа https://raexpert.ru/researches/leasing/1h_2020/ (дата обращения 25.05.2021)
434. Экспертные системы. Принципы работы и примеры. [Текст] / А. Брукинг, П. Джонс, Ф. Кокс и др. Под ред. Р. Форсайта. М.: Радио и связь. 1987. 224 с.
435. Элти Дж., Кумбс М. Экспертные системы: концепции и примеры [Текст]. М.: Финансы и статистика. 1987. 190 с.
436. Юдин Д.Б. Вычислительные методы теории принятия решений [Текст]. М.: Наука. 1989. 320 с.
437. Юдин Д.Б., Гольштейн Д.Б. Линейное программирование. Теория, методы и приложения [Текст]. М.: Наука. 1969. 384 с.
438. Юсупов И.Ю. Автоматизированные системы принятия решений [Текст]. М.: Наука. 1983. 88 с.
439. Ющенко А.С., Ермишин К.В. Коллаборативные мобильные роботы - новый этап развития робототехники [Текст] // Экстремальная робототехника. Сб. XXVII Междунар. науч.-тех. конф. СПб: Изд. АП4Принт. 2016. 480 с. С. 455-459.
440. Ющенко С.А. Состояние и перспективы коллаборативной робототехники [Текст] //Труды 29-й Международной научно-технической конференции «Экстремальная робототехника (ЭР-2019)» 7-8 июня 2018 года, Санкт-Петербург, ЦНИИ РТК. СПб, И-ПК Гангут. 2018. 542 с. С. 107-113.
441. Янг С. Системное управление организацией [Текст]. М.: Сов.радио. 1972. 456 с.
442. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем [Текст]. М.: Финансы и статистика. 2004. 320 с.
443. Ясинский Ф.Н., Потемкина О.В., Сидоров С.Г., Евсеева А.В. Прогнозирование вероятности возникновения лесных пожаров с помощью нейросетевого алгоритма на многопроцессорной вычислительной технике [Текст] // Вестник ИГЭУ. 2011. Вып. 2. С. 1-4.
444. Akyar H. Fuzzy Risk Analysis for a Production System Based on the Nagel Point of a Tri-angle, *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2016, pp. 1–9, 2016.
445. Brown G.W. Iterative solution of games by fictitious play. In *Activity Analysis of Production and Allocation*, Cowles Commission Monograph No. 13, pp. 374–376. Wiley, New York, N.Y. (1951)

446. Brown R.G. Smoothing forecasting and prediction of discrete time series. – N.Y., 1963
447. Cavdur F., Sebatli A. A decision support tool for allocating temporary-disaster-response facilities // Decision Support Systems. Volume 127. 2019 Режим доступа: [sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923619301745](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923619301745).
448. Emrah A., Handan A., Serkan D. Brown–Robinson method for interval matrix games // Soft Comput. 2011. No.15. pp. 2057-2064. DOI 10.1007/s00500-011-0703-6.
449. Fertier A. Barthe-Delanoë A.-M., Montarnal A., Truptil S., Bénaben F. A new emergency decision support system: the automatic interpretation and contextualisation of events to model a crisis situation in real-time // Decision Support Systems. Volume 133. 2020 Режим доступа: [sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923620300154](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923620300154).
450. Fukuda Y., Honda N., Willan P., Aida Sh. A multi-objective integer programming method for the advanced decision support system // Rep. Univ. electro-comm. (Hum.&Soc. Sic. Set.). 1987. 38, sept.
451. Genesis Celebrates Launch In China With Dazzling, World Record-breaking Drone Show Over Shanghai's Iconic Skyline [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.prnewswire.com/news-releases/genesis-celebrates-launch-in-china-with-dazzling-world-record-breaking-drone-show-over-shanghai's-iconic-skyline-301261643.html> (дата обращения 25.05.2021).
452. Ginzberg M. J., Stohr E. A. Decision Support Systems: Issues and Perspectives // Processes and Tools for Decision Support / Ed. by H. G. Sol. Amsterdam: North-Holland Publ. Co., 1983. p. 9-31.
453. Gorry G. A., Scott Morton M. S. A Framework for Management Information Systems. // Sloan Management Review. 1971. 13. № 1. p. 55-70.
454. Hamke E.E. et al. Breath Activity Detection Algorithm. 2016. С. 1-11 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1602.07767> (дата обращения 25.05.2021).
455. Hartnett K. How a Pioneer of Machine Learning Became One of Its Sharpest Critics. 2018. [Электронный ресурс] <https://www.theatlantic.com/technology/archive/2018/05/machine-learning-is-stuck-on-asking-why/560675/> (дата обращения 25.05.2021).
456. Holt C.C. Forecasting trends and seasonals by exponentially weighted moving averages // O.N.R. Memorandum Carnegie Inst. of Tecnology. 1957. №2.
457. Hugin Expert A/S. Официальный сайт. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.hugin.com/> (дата обращения 25.05.2021).
458. Hurwicz L. Optimality Criteria for Decision Making under Ignorance, Cowles Commission Discussion Paper, Statistics, 1951, No. 370.
459. IBM Watson Studio. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.ibm.com/cloud/watson-studio>. - (дата обращения 25.05.2021).
460. Khalifa H.A. On solving fuzzy matrix games via linear programming approach. Journal of Information and Computing Science, Vol. 13, No. 4, 2018, pp.303-310
461. Little I. D. C. Models and Managers: The Concept of a Decision Calculus // Management Science. 1970. 16, № 8. p. B466-B485.
462. Ltifi, Trabelsi, Ayed, Alimi, Dynamic Decision Support System Based on Bayesian Networks, University of Sfax, National School of Engineers (ENIS), 2012
463. Macqueron C. Computational Fluid Dynamics Modeling of a wood-burning stove-heated sauna using NIST's Fire Dynamics Simulator. 2009. С. 1-9 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1404.6774v1> (дата обращения 25.05.2021).
464. Merkert J., Mueller M., Hubl M. A Survey of the Application of Machine Learning in Decision Support Systems (2015). ECIS 2015 Completed Research Papers. Paper 133. ISBN 978-3-00-050284-2. https://aisel.aisnet.org/ecis2015_cr/133 (дата обращения 25.05.2021).
465. New machine learning theory raises questions about nature of science [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://phys.org/news/2021-02-machine-theory-nature-science.html> (дата обращения 25.05.2021).
466. Norsys Software Corp. Официальный сайт. [Электронный ресурс]. - Режим доступа:

- https://www.norsys.com/contact_us.htm (дата обращения 25.05.2021).
467. Paul J.A., Zhang M. Decision support model for cybersecurity risk planning: A two-stage stochastic programming framework featuring firms, government, and attacker // *European Journal of Operational Research*, 2021, Vol.291, Iss.1. pp. 349-364 Режим доступа: [sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221720307992](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221720307992).
468. Ribero J. et al. Using Serious Games to Train Evacuation Behaviour. 2013. С. 1-6 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1303.3828> (дата обращения 25.05.2021).
469. Robinson J. An iterative method of solving a game. *Ann. Math. (2)* 54, 296–301 (1951).
470. RoboTrends [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://robotrends.ru/robopedia/klassifikaciya-robotov-po-konstrukcii> (дата обращения 25.05.2021).
471. Sanchez i Marre, Gibert, *Evolution of Decision Support Systems*, University of Catalunya, 2012
472. Simon H. *Administrative Behavior. A Study of Decision-Making Process in Administrative Organizations*. 3d ed. New York: Free Press; London: Collier, Macmillan, 1976.
473. Simon H. A. *The New Science of Management Decision*. - Englewood Clift's, N. J.: Prentice-Hall, Inc. 1975. 175 p.
474. Simon H.A. Rationality as Process and as Product of Thought // *American Economic Review*, May 1978, v.68, no.2.
475. Sprague R. H. A Framework for Development of the Decision Support Systems. // *MIS Quarterly*. 1980. 4, № 4. p. 1-26.
476. Steffen B., Seyfried A. Modelling of pedestrian movement around 90° and 180° bends // Conference at Advanced research workshop on Fire protection and life safety in buildings and transportation systems, Santander, Oct 15-17 2009. pp 1-11. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/0912.0610> (дата обращения 25.05.2021).
477. Stroh R. et al. Gaussian process modeling for stochastic multi-fidelity simulators, with application to fire safety. 2016. С. 1-6 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1605.02561> (дата обращения 25.05.2021).
478. Taha H.A. *Operation research: An Introduction*. 8-th ed., Pearson Prentice Hall, New Jersey, 2017, 849 p.
479. Tariq, Rafi, *Intelligent Decision Support Systems- A Framework*, India, 2011
480. Thierauj R. J. *Decision Support Systems for Effective Planning and Control*. Englewood Cliffs, N. J.: Prentice-Hall, Inc. 1982. 536 p.
481. Trekin A., Novikov G., Potapov G., Ignatiev V., Burnaev E. Satellite imagery analysis for operational damage assessment in Emergency situations [Электронный ресурс] // Cornell University Library, NY, USA, Регистрационный номер: arXiv: 1803.00397, 19.02.2018, <https://arxiv.org/pdf/1803.00397.pdf>. (дата обращения 25.05.2021).
482. Vilisov V.Ya., Dyatlova D.A. Analysis of Information Technologies Used to Insure Working Efficiency of Personnel. // Cornell University Library, NY, USA, arXiv: 1705.03507, 09.05.2017, <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1705/1705.03507.pdf>. (дата обращения 25.05.2021).
483. Vilisov V.Ya. Analysis of Transport Model that Approximates Decision Taker's Preferences. // Cornell University Library, NY, USA, arXiv: 1509.01815, 06.09.2015, <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1509/1509.01815.pdf> DOI: www.dx.doi.org/10.13140/RG.2.1.5085.6166
484. Vilisov V.Ya. Internal control tools used within hierarchical organizational structures // Proceedings of the 10th International Conference "Management of Large-Scale System Development" (MLSD). M.: IEEE, 2017. С. 1-5 <http://ieeexplore.ieee.org/document/8109705/>
485. Vilisov V.Ya. Learning Mobile Robot Based on Adaptive Controlled Markov Chains. // Cornell University Library, NY, USA, arXiv: 1509.01569, 04.09.2015, <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1509/1509.01569.pdf> DOI: www.dx.doi.org/10.13140/RG.2.1.4462.0001
486. Vilisov V.Ya. Limited Resource Optimal Distribution Algorithm Based on Game Iteration Method // Cornell University Library, NY, USA, arXiv: 1905.05707, 11.05.2019,

- <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1905/1905.05707.pdf>
487. Vilisov V.Ya. Managing Cellular Billing Plan Switchings // Cornell University Library, NY, USA, arXiv: 1509.05943, 19.09.2015, <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1509/1509.05943.pdf> DOI: www.dx.doi.org/10.13140/RG.2.1.3318.0642
488. Vilisov V.Y. Modeling the level of risk of decisions accepted at management fire elimination. *Požarovzryvobezopasnost' / Fire and Explosion Safety*. 2019;28(3):36-49. (In Russ.) <https://doi.org/10.18322/PVB.2019.28.03.36-49>
489. Vilisov V.Ya. Modelling the Risk Degree when Managing Emergency Situation Liquidation // Proceedings of the 2018 Eleventh International Conference "Management of Large-Scale System Development" (MLSD). M.: IEEE, 2018. С. 1-5 DOI: 10.1109/MLSD.2018.8551903 <https://ieeexplore.ieee.org/document/8551903>.
490. Vilisov V.Ya., Murashkin B. Yu., Kulikov A. I. Simulation Model of Two-Robot Cooperation in Common Operating Environment // Proceedings of the International Scientific and Technological Conference EXTREME ROBOTICS. SaintPetersburg: OOO "Izdatel'sko-poligraficheskii kompleks "Gangut" Publ., 2019. 584 p. pp. 535-541.
491. Vilisov V.Ya. Research of the Robot's Learning Effectiveness in the Changing Environment. // Cornell University Library, NY, USA, arXiv: 1509.01553, 04.09.2015, <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1509/1509.01553.pdf> DOI: www.dx.doi.org/10.13140/RG.2.1.3343.7926
492. Vilisov V.Ya. Risk Proneness Estimation Method Developed in Relation to the Decision Taker that Controls the Robotic System. // Cornell University Library, NY, USA, arXiv: 1703.06161, 17.03.2017, <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1703/1703.06161.pdf>.
493. Vilisov V.Ya. Robot Training Under Conditions of Incomplete Information // Cornell University Library, NY, USA, arXiv: 1402.2996, 14.02.2014, <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1402/1402.2996.pdf>.
494. Vilisov V.Ya., Vilisova A.V. Innovations and Small Business. Current Situation and Modeling. - Academus Publishing. 2016. Campbell, CA, USA. p. 245. DOI 10.12737/12132.
495. Yang G.Z., Bellingham J., Dupont P.E., et al. The grand challenges of Science Robotics. *Science Robotics* 31 Jan 2018: Vol. 3, Issue 14, eaar7650 DOI: 10.1126/scirobotics.aar7650
496. Yun K., Bustos J., Lu T., Predicting Rapid Fire Growth (Flashover) Using Conditional Generative Adversarial Networks. 2018. С. 1-4 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1801.09804> (дата обращения 25.05.2021).
497. Zhanga J., Seyfried A. Empirical characteristics of different types of pedestrian streams. 2012. С. 1-8 [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1207.5931> (дата обращения 25.05.2021).

Приложение 1. Статистические данные о пожарах

Таблица П1.1 - Выборка показателей пожарной статистики в городах по регионам за 2016 г.

№	Наименование субъекта РФ	$\tau_{\text{сообщ}}(\text{город}), \text{мин.}$	$\tau_{\text{сообщ}}(\text{село}), \text{мин.}$
1	Республика Адыгея	1	1,01
2	Республика Башкортостан	1,72	2,66
3	Республика Бурятия	0,87	1,28
4	Республика Алтай	0,77	2,29
5	Республика Дагестан	0,64	0,68
6	Кабардино-Балкарская Республика	1,17	1,29
7	Республика Калмыкия	0,78	1,12
8	Карачаево-Черкесская Республика	2,68	1,8
9	Республика Карелия	1,28	2,36
10	Республика Коми	0,92	0,99
11	Республика Марий Эл	1,07	1,14
12	Республика Мордовия	1,15	1,22
13	Республика Северная Осетия - Алания	0,71	1,26
14	Республика Татарстан	1,12	1,4
15	Республика Тыва	1,18	1,97
16	Удмуртская Республика	1,14	1,38
17	Республика Хакасия	1,25	2,34
18	Республика Ингушетия	1,17	1,72
19	Чеченская Республика	1,12	1,02
20	Чувашская Республика	1,06	1,1
21	Республика Саха (Якутия)	0,98	1,13
22	Алтайский край	1,78	2,32
23	Забайкальский край	2,04	4,32
24	Камчатский край	0	0
25	Краснодарский край	1,66	1,8
26	Красноярский край	1,44	2,02
27	Пермский край	1,14	1,35
28	Приморский край	1,28	1,37
29	Ставропольский край	1,17	1,18
30	Хабаровский край	1,02	1,57
31	Амурская область	1,05	1,77
32	Архангельская область	1,38	1,67
33	Ненецкий автономный округ	1	1
34	Астраханская область	1,03	1,21
35	Белгородская область	2,6	5,46
36	Брянская область	3,3	5,05
37	Владимирская область	2,1	1,84
38	Волгоградская область	2,13	2,52
39	Вологодская область	1,77	3,24
40	Воронежская область	2,13	3,8

№	Наименование субъекта РФ	$\tau_{\text{сообщ}}$ (город), мин.	$\tau_{\text{сообщ}}$ (село), мин.
41	Ивановская область	1,78	2,24
42	Иркутская область	1,24	1,63
43	Калининградская область	2,3	4,65
44	Калужская область	1,31	1,35
45	Кемеровская область	3,19	3,16
46	Кировская область	1,29	2,16
47	Костромская область	5,52	5,57
48	Курганская область	0,79	1,4
49	Курская область	2,09	3,14
50	Ленинградская область	1,26	1,36
51	г. Санкт-Петербург	0,36	
52	Липецкая область	2,68	3,98
53	Магаданская область	0,31	1,09
54	г. Москва	0,88	
55	Московская область	2,85	3,43
56	Мурманская область	0,89	1,06
57	Нижегородская область	1,4	1,25
58	Новгородская область	1,37	2,34
59	Новосибирская область	1,64	1,56
60	Омская область	1,85	3,17
61	Оренбургская область	1,71	2,1
62	Орловская область	2,03	4,16
63	Пензенская область	1,37	1,16
64	Псковская область	1,39	1,87
65	Ростовская область	1,27	2,35
66	Рязанская область	3,02	3,31
67	Самарская область	0,95	1,62
68	Саратовская область	1	1,02
69	Сахалинская область	1	1,14
70	Свердловская область	1,27	1,61
71	Смоленская область	3,65	3,45
72	Тамбовская область	1,48	2,73
73	Тверская область	2,5	3,69
74	Томская область	1,23	2,64
75	Тульская область	2,42	2,97
76	Тюменская область	1,3	1,67
77	Ханты-Мансийский автономный округ	3,23	2,95
78	Ямало-Ненецкий автономный округ	1,04	1,5
79	Ульяновская область	1,03	1,04
80	Челябинская область	0,8	1,06
81	Ярославская область	2,77	3,1
82	Еврейская автономная область	0,9	1,05
83	Чукотский автономный округ	1,11	1,47

№	Наименование субъекта РФ	$\tau_{\text{сообщ}}$ (город), мин.	$\tau_{\text{сообщ}}$ (село), мин.
84	Республика Крым	1,58	1,76
85	г. Севастополь	1,72	1,5

Таблица П1.2 - Выборка показателей пожарной статистики в городах по регионам за 2016 г.

№	Наименование субъекта РФ	$\tau_{\text{приб}}$, мин.	R_2 , чел.	u , тыс. руб.
1	Республика Адыгея	11,69	7,78	83,22
2	Республика Башкортостан	9,28	5,66	92,79
3	Республика Бурятия	11,65	5,90	401,08
4	Республика Алтай	6,81	2,99	18,13
5	Республика Дагестан	8,43	3,49	162,79
6	Кабардино-Балкарская Республика	12,37	0,97	4,02
7	Республика Калмыкия	8,84	1,12	0,85
8	Карачаево-Черкесская Республика	11,69	0,00	0,00
9	Республика Карелия	20,52	3,38	17,68
10	Республика Коми	26,48	5,59	20,18
11	Республика Марий Эл	6,47	4,03	83,47
12	Республика Мордовия	7,19	6,64	145,36
13	Республика Северная Осетия - Алания	9,05	2,76	7,64
14	Республика Татарстан	8,59	4,70	10,87
15	Республика Тыва	8,09	2,94	26,64
16	Удмуртская Республика	9,23	6,47	6,57
17	Республика Хакасия	8,83	3,64	10,68
18	Республика Ингушетия	8,60	0,00	54,30
19	Чеченская Республика	9,05	0,75	50,23
20	Чувашская Республика	7,47	9,13	128,02
21	Республика Саха (Якутия)	16,08	4,66	5,44
22	Алтайский край	10,67	4,47	2,80
23	Забайкальский край	9,34	5,66	13,40
24	Камчатский край	9,95	3,72	8,92
25	Краснодарский край	16,14	6,36	57,13
26	Красноярский край	11,34	4,69	66,45
27	Пермский край	8,25	8,21	54,49
28	Приморский край	13,37	2,06	101,81
29	Ставропольский край	13,04	5,62	21,68
30	Хабаровский край	22,30	2,58	18,59
31	Амурская область	7,83	6,12	108,69
32	Архангельская область	22,84	5,14	348,92
33	Ненецкий автономный округ	15,50	5,26	43,26
34	Астраханская область	12,29	4,44	4,69
35	Белгородская область	12,34	7,53	187,46

№	Наименование субъекта РФ	$\tau_{\text{приб}}$, мин.	R_2 , чел.	u , тыс. руб.
36	Брянская область	18,27	5,72	194,13
37	Владимирская область	10,13	6,35	133,84
38	Волгоградская область	11,94	4,68	20,16
39	Вологодская область	21,08	9,80	57,71
40	Воронежская область	11,77	5,15	8,87
41	Ивановская область	9,50	7,21	43,01
42	Иркутская область	7,69	5,68	69,26
43	Калининградская область	26,93	2,26	63,79
44	Калужская область	11,70	8,07	435,78
45	Кемеровская область	8,60	5,98	44,42
46	Кировская область	10,07	6,61	97,81
47	Костромская область	11,76	5,98	57,47
48	Курганская область	10,29	6,66	41,91
49	Курская область	8,22	5,79	73,25
50	Ленинградская область	13,05	6,63	51,80
51	г. Санкт-Петербург	7,31	3,79	133,44
52	Липецкая область	9,34	4,26	104,13
53	Магаданская область	18,11	4,07	13,26
54	г. Москва	11,31	2,77	164,33
55	Московская область	20,23	6,79	198,55
56	Мурманская область	18,80	3,47	4,80
57	Нижегородская область	7,13	6,36	75,22
58	Новгородская область	19,43	6,16	46,80
59	Новосибирская область	8,99	5,33	45,62
60	Омская область	12,34	6,42	37,77
61	Оренбургская область	9,29	4,85	20,62
62	Орловская область	6,16	8,66	197,09
63	Пензенская область	9,15	6,31	14,23
64	Псковская область	15,90	8,43	98,79
65	Ростовская область	13,25	7,67	6,23
66	Рязанская область	13,35	8,37	242,82
67	Самарская область	9,39	4,10	5,58
68	Саратовская область	5,12	5,53	86,73
69	Сахалинская область	8,52	4,50	40,59
70	Свердловская область	17,17	8,30	220,45
71	Смоленская область	22,22	6,84	27,83
72	Тамбовская область	18,16	6,98	135,40
73	Тверская область	11,71	11,35	191,97
74	Томская область	13,18	4,24	27,21
75	Тульская область	5,53	7,79	33,03
76	Тюменская область	6,93	7,87	49,58
77	Ханты-Мансийский автономный округ	13,52	3,50	64,38
78	Ямало-Ненецкий автономный округ	10,55	4,11	131,39

№	Наименование субъекта РФ	$\tau_{\text{приб}}$, мин.	R_2 , чел.	u , тыс. руб.
79	Ульяновская область	6,67	4,10	62,54
80	Челябинская область	6,28	5,16	11,65
81	Ярославская область	11,02	5,60	37,91
82	Еврейская автономная область	9,19	6,13	35,20
83	Чукотский автономный округ	12,20	0,00	636,85
84	Республика Крым	32,13	5,53	63,77
85	г. Севастополь	14,18	5,53	63,45

Таблица ПП.3 - Выборка показателей пожарной статистики в городах по регионам за 2016 г.

№	Наименование субъекта РФ	Кол-во пож., ед.	R_2 , чел.	u , тыс. руб.
1	Республика Адыгея	90	7,78	83,22
2	Республика Башкортостан	1786	5,66	92,79
3	Республика Бурятия	610	5,90	401,08
4	Республика Алтай	67	2,99	18,13
5	Республика Дагестан	344	3,49	162,79
6	Кабардино-Балкарская Республика	309	0,97	4,02
7	Республика Калмыкия	89	1,12	0,85
8	Карачаево-Черкесская Республика	92	0,00	0,00
9	Республика Карелия	681	3,38	17,68
10	Республика Коми	572	5,59	20,18
11	Республика Марий Эл	397	4,03	83,47
12	Республика Мордовия	211	6,64	145,36
13	Республика Северная Осетия - Алания	181	2,76	7,64
14	Республика Татарстан	1977	4,70	10,87
15	Республика Тыва	272	2,94	26,64
16	Удмуртская Республика	479	6,47	6,57
17	Республика Хакасия	357	3,64	10,68
18	Республика Ингушетия	100	0,00	54,30
19	Чеченская Республика	133	0,75	50,23
20	Чувашская Республика	416	9,13	128,02
21	Республика Саха (Якутия)	730	4,66	5,44
22	Алтайский край	1431	4,47	2,80
23	Забайкальский край	866	5,66	13,40
24	Камчатский край	269	3,72	8,92
25	Краснодарский край	1761	6,36	57,13
26	Красноярский край	2516	4,69	66,45
27	Пермский край	1254	8,21	54,49
28	Приморский край	3300	2,06	101,81
29	Ставропольский край	694	5,62	21,68
30	Хабаровский край	2323	2,58	18,59
31	Амурская область	833	6,12	108,69
32	Архангельская область	1089	5,14	348,92
33	Ненецкий автономный округ	19	5,26	43,26
34	Астраханская область	563	4,44	4,69
35	Белгородская область	465	7,53	187,46
36	Брянская область	891	5,72	194,13
37	Владимирская область	772	6,35	133,84

№	Наименование субъекта РФ	Кол-во пож., ед.	R_2 , чел.	u , тыс. руб.
38	Волгоградская область	1753	4,68	20,16
39	Вологодская область	500	9,80	57,71
40	Воронежская область	970	5,15	8,87
41	Ивановская область	652	7,21	43,01
42	Иркутская область	2007	5,68	69,26
43	Калининградская область	886	2,26	63,79
44	Калужская область	409	8,07	435,78
45	Кемеровская область	2224	5,98	44,42
46	Кировская область	1104	6,61	97,81
47	Костромская область	351	5,98	57,47
48	Курганская область	646	6,66	41,91
49	Курская область	242	5,79	73,25
50	Ленинградская область	860	6,63	51,80
51	г. Санкт-Петербург	3089	3,79	133,44
52	Липецкая область	469	4,26	104,13
53	Магаданская область	270	4,07	13,26
54	г. Москва	5516	2,77	164,33
55	Московская область	3518	6,79	198,55
56	Мурманская область	808	3,47	4,80
57	Нижегородская область	1634	6,36	75,22
58	Новгородская область	503	6,16	46,80
59	Новосибирская область	1801	5,33	45,62
60	Омская область	1278	6,42	37,77
61	Оренбургская область	1073	4,85	20,62
62	Орловская область	277	8,66	197,09
63	Пензенская область	555	6,31	14,23
64	Псковская область	356	8,43	98,79
65	Ростовская область	1421	7,67	6,23
66	Рязанская область	406	8,37	242,82
67	Самарская область	1830	4,10	5,58
68	Саратовская область	1518	5,53	86,73
69	Сахалинская область	511	4,50	40,59
70	Свердловская область	2687	8,30	220,45
71	Смоленская область	526	6,84	27,83
72	Тамбовская область	387	6,98	135,40
73	Тверская область	608	11,35	191,97
74	Томская область	495	4,24	27,21
75	Тульская область	680	7,79	33,03
76	Тюменская область	889	7,87	49,58
77	Ханты-Мансийский автономный округ	1515	3,50	64,38
78	Ямало-Ненецкий автономный округ	462	4,11	131,39
79	Ульяновская область	707	4,10	62,54
80	Челябинская область	2772	5,16	11,65
81	Ярославская область	946	5,60	37,91
82	Еврейская автономная область	163	6,13	35,20
83	Чукотский автономный округ	27	0,00	636,85
84	Республика Крым	597	5,53	63,77
85	г. Севастополь	253	5,53	63,45

Таблица П1.4 - Выборка наблюдений показателей времени реагирования по РФ (все, город, село) за 2003-2017 гг. (отсутствующие данные не регистрировались до 2009 г. и были включены в официальную статистическую отчетность согласно ФЗ от 22.07.2008 №123-ФЗ (Технический регламент о требованиях пожарной безопасности))

Год	№ п/п	Интервал времени до сообщения о пожаре, $\tau_{\text{сообщ}}$			Интервал времени до прибытия 1-го пожарного подразделения, $\tau_{\text{приб}}$			Интервал времени до подачи 1-го ствола, $\tau_{1 \text{ ств}}$			Интервал времени до локализации пожара, $\tau_{\text{лок}}$		
		1			2			3			4		
2003	1	7,74	5,7	12,37	11,82	8,44	19,37				16,99	15,14	20,97
2004	2	7,33	5,43	11,56	12,02	8,55	19,64				17,14	15,2	21,21
2005	3	7,02	5,19	10,88	12,18	8,56	19,67				17,1	15,32	20,63
2006	4	6,77	4,91	10,52	12,42	8,59	20,02				16,96	15,15	20,43
2007	5	6,04	4,47	9,17	12,06	8,38	19,24				15,32	13,82	18,13
2008	6	5,47	4,09	8,08	11,71	8,16	18,41				14,31	13,14	16,41
2009	7	4,13	3,07	5,73	10,12	7,12	15,01	1,58	1,64	1,3	11,34	9,91	12,87
2010	8	3,61	2,78	4,82	9,57	6,86	13,81	1,44	1,5	1,2	11,53	10,07	12,97
2011	9	3,25	2,55	4,26	9,08	6,66	12,87	1,33	1,37	1,17	10,49	9,42	11,48
2012	10	2,84	2,28	3,6	8,76	6,5	12,18	1,24	1,26	1,12	9,57	8,59	10,39
2013	11	2,49	2,05	3,1	8,4	6,29	11,59	1,2	1,21	1,09	8,35	7,37	9,08
2014	12	2,27	1,9	2,76	8,36	6,24	11,4	1,17	1,19	1,07	8,19	7,18	8,87
2015	13	1,98	1,66	2,4	8,21	6,08	11,24	1,13	1,14	1,05	7,08	6,17	7,67
2016	14	1,82	1,53	2,18	8,13	6,09	10,99	1,14	1,15	1,06	6,56	5,83	6,76
2017	15	1,75	1,47	1,97	8,17	6,08	11,08	1,11	1,12	1,05	6,29	5,59	6,57

Год	№ п/п	Интервал времени до ликвидации открытого горения, $\tau_{\text{лик.откр}}$			Интервал времени до ликвидации последствий пожара, $\tau_{\text{лик.посл}}$			Интервал времени свободного горения пожара, $\tau_{\text{св.гор}} = \tau_{\text{сообщ}} + \tau_{\text{приб}} + \tau_{1 \text{ ств}}$			Интервал времени тушения пожара, $\tau_{\text{туш}} = \tau_{\text{лок}} + \tau_{\text{лик.откр}}$		
		5			6			7			8		
2003	1	31,25	24,43	46,64				19,01	13,91	30,62	42,73	35,56	60,02
2004	2	30,84	24,32	45,22				19,35	13,98	31,2	47,98	39,52	66,43
2005	3	31,11	24,71	44,49				18,65	13,51	29,51	42,67	35,92	57,65
2006	4	30,23	23,91	42,8				18,63	13,25	29,56	41,89	34,91	56,55
2007	5	28,05	22,59	38,6				17,61	12,62	27,56	39,24	33,24	51,41
2008	6	26,24	21,47	35,05				16,9	12,09	25,99	36,91	31,58	47,24
2009	7	13,82	10,13	18,07	28,27	19,88	36,61	16,05	12,02	22,23	25,37	19,96	31,32
2010	8	13,94	10,14	18,23	31,28	21,57	39,53	14,8	11,27	19,99	25,7	20,18	31,56
2011	9	12,59	9,43	16,25	29,9	21,05	37,59	13,8	10,73	18,45	23,32	18,94	28,03
2012	10	11,6	8,85	14,54	29,92	20,87	37,53	12,96	10,15	17,02	21,39	17,45	25,21
2013	11	10,29	7,8	12,83	29,38	19,96	37,09	12,2	9,64	15,9	18,78	15,26	22,18
2014	12	10,38	7,77	12,68	32,55	22	39,24	11,9	9,41	15,34	18,65	15,01	21,79
2015	13	9,29	6,82	11,31	31,89	21,76	37,89	11,4	8,95	14,77	16,36	13,07	19,23
2016	14	8,59	6,35	10,12	33,12	22,96	37,93	11,16	8,85	14,33	15,14	12,32	17,23
2017	15	8,34	6,17	9,62	35,1	24,32	39,94	11,06	8,73	14,19	14,71	11,97	16,61

Год	№ п/п	Интервал времени занятости на пожаре, $\tau_{\text{занят}} = \tau_{1 \text{ ств}} + \tau_{\text{лок}} + \tau_{\text{лик.откр}} + \tau_{\text{лик.посл}}$			Интервал времени обслуживания пожара, $\tau_{\text{обслуж}} = \tau_{\text{приб}} + \tau_{1 \text{ ств}} + \tau_{\text{лок}} + \tau_{\text{лик.откр}} + \tau_{\text{лик.посл}}$		
		9			10		
2003	1						
2004	2						
2005	3						
2006	4						
2007	5						
2008	6						
2009	7	54,58	40,79	70,52	64,65	47,86	85,23
2010	8	57,86	42,54	73,83	67,28	49,35	87,33
2011	9	54,28	40,85	68,27	63,26	47,43	80,96
2012	10	52,33	39,25	65,47	61,11	45,77	77,56
2013	11	49,14	36,47	62,15	57,54	42,76	73,6
2014	12	52,56	38,54	64,93	60,95	44,84	76,22
2015	13	49,51	36,58	61,06	57,71	42,75	72,24
2016	14	50,08	37,55	59,92	58,23	43,65	70,97
2017	15	51,42	38,55	61,68	59,67	44,67	72,66

Таблица П1.5 - Выборка показателей ущерба от пожаров, используемых при моделировании

Год	№ п/п	Прямой материальный ущерб от одного пожара (с учетом дефлятора к 2018 г.), тыс. руб., u_d			Количество погибших на 100 пожаров, чел., R_2			Количество травмированных на 100 пожаров, чел., Q_2		
		Все	Город	Село	Все	Город	Село	Все	Город	Село
2003	1	64,77	59,64	75,33	8,07	6,77	10,73	5,87	6,19	5,20
2004	2	83,73	83,42	84,35	8,09	6,83	10,66	5,92	6,29	5,17
2005	3	86,22	85,56	87,48	8,01	6,83	10,30	5,81	6,19	5,10
2006	4	102,75	106,50	95,74	7,82	6,75	9,81	6,15	6,76	5,01
2007	5	100,25	91,61	116,34	7,56	6,25	9,99	6,44	6,95	5,49
2008	6	132,72	138,64	122,01	7,57	6,49	9,54	6,38	6,84	5,56
2009	7	115,48	120,50	107,33	7,43	6,31	9,30	7,07	7,84	5,81
2010	8	144,33	115,64	189,85	7,28	6,20	8,99	7,31	8,16	5,96
2011	9	176,61	202,07	135,47	7,13	5,91	9,08	7,43	8,25	6,10
2012	10	148,47	168,62	116,83	7,15	5,85	9,17	7,51	8,42	6,07
2013	11	140,22	141,21	138,70	6,91	5,60	8,92	7,25	8,14	5,89
2014	12	164,36	189,00	128,29	6,72	5,54	8,45	7,29	8,34	5,75
2015	13	187,80	198,34	172,11	6,45	5,24	8,19	7,51	8,20	6,51
2016	14	103,92	91,98	121,46	6,27	5,23	7,79	7,10	8,14	5,60
2017	15	109,44	124,28	88,26	5,88	4,84	7,39	7,03	8,06	5,56

Таблица П1.6 - Усредненные по годам показатели пожарной статистики в городах по регионам за 2012-2016 гг.

№	Наименование субъекта РФ	R_2 , чел.	u , тыс. руб.
1	Республика Адыгея	7,81	174,29
2	Республика Башкортостан	5,24	80,66
3	Республика Бурятия	7,33	373,44
4	Республика Алтай	2,79	20,00
5	Республика Дагестан	3,49	122,89
6	Кабардино-Балкарская Республика	2,26	23,68
7	Республика Калмыкия	3,88	74,61
8	Карачаево-Черкесская Республика	0,66	0,50
9	Республика Карелия	3,70	25,52
10	Республика Коми	6,74	38,44
11	Республика Марий Эл	6,71	102,14
12	Республика Мордовия	9,50	223,61
13	Республика Северная Осетия - Алания	1,42	46,28
14	Республика Татарстан	5,23	239,74
15	Республика Тыва	3,91	22,41
16	Удмуртская Республика	8,64	28,69
17	Республика Хакасия	4,59	16,88
18	Республика Ингушетия	1,00	52,04
19	Чеченская Республика	1,03	52,80
20	Чувашская Республика	8,10	125,32
21	Республика Саха (Якутия)	4,22	11,40
22	Алтайский край	5,18	15,14
23	Забайкальский край	6,32	15,88
24	Камчатский край	3,69	29,39
25	Краснодарский край	6,06	90,19
26	Красноярский край	4,73	58,48
27	Пермский край	9,23	45,92
28	Приморский край	2,51	59,22
29	Ставропольский край	5,93	277,14
30	Хабаровский край	2,92	77,88
31	Амурская область	5,57	66,51
32	Архангельская область	5,59	201,00
33	Ненецкий автономный округ	8,59	134,13
34	Астраханская область	5,14	27,43
35	Белгородская область	6,56	130,95
36	Брянская область	7,02	232,97
37	Владимирская область	7,51	313,81
38	Волгоградская область	5,30	30,16
39	Вологодская область	9,77	81,61
40	Воронежская область	5,42	51,27
41	Ивановская область	8,52	58,70
42	Иркутская область	6,16	100,93

№	Наименование субъекта РФ	R_2 , чел.	u , тыс. руб.
43	Калининградская область	2,97	82,13
44	Калужская область	8,55	261,09
45	Кемеровская область	6,17	41,90
46	Кировская область	8,00	81,84
47	Костромская область	7,31	55,46
48	Курганская область	6,22	57,00
49	Курская область	6,13	196,27
50	Ленинградская область	6,64	42,55
51	г. Санкт-Петербург	3,94	413,92
52	Липецкая область	5,74	225,48
53	Магаданская область	4,15	52,16
54	г. Москва	2,52	219,25
55	Московская область	6,55	218,58
56	Мурманская область	3,02	17,33
57	Нижегородская область	7,38	70,88
58	Новгородская область	6,73	402,79
59	Новосибирская область	5,75	105,52
60	Омская область	6,03	24,63
61	Оренбургская область	5,81	32,78
62	Орловская область	7,22	89,29
63	Пензенская область	7,18	19,71
64	Псковская область	9,84	86,67
65	Ростовская область	7,53	9,69
66	Рязанская область	7,05	335,70
67	Самарская область	4,79	19,38
68	Саратовская область	6,77	163,65
69	Сахалинская область	5,44	66,01
70	Свердловская область	8,25	109,58
71	Смоленская область	6,71	46,38
72	Тамбовская область	7,59	128,14
73	Тверская область	10,50	211,58
74	Томская область	4,63	22,97
75	Тульская область	7,23	59,74
76	Тюменская область	7,27	57,21
77	Ханты-Мансийский автономный округ	3,21	282,37
78	Ямало-Ненецкий автономный округ	3,69	312,65
79	Ульяновская область	5,37	78,85
80	Челябинская область	5,11	26,70
81	Ярославская область	6,34	76,42
82	Еврейская автономная область	5,21	33,25
83	Чукотский автономный округ	3,10	230,50
84	Республика Крым	5,77	60,25
85	г. Севастополь	6,00	58,74

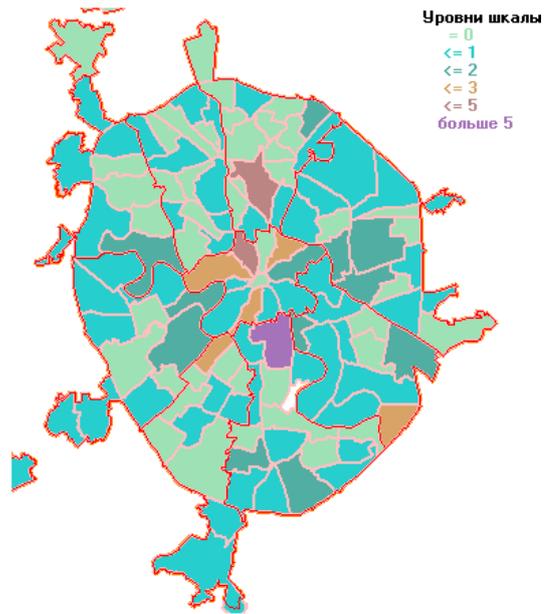


Рисунок П1.4 - Карта районов и количества пожарных депо в них [296]

Приложение 2. Алгоритмы и методы экспертного оценивания

Экспертом называют лицо, компетентное в данной области знаний и способное делать необходимые оценки объектов на основании текущей или ранее полученной информации.

Эксперт – это своеобразный измерительный прибор, позволяющий измерить то, что нельзя оценить иным способом.

Основные этапы экспертизы:

- формирование множества объектов;
- формирование экспертной комиссии;
- выбор процедуры экспертного оценивания и опрос;
- обработка результатов экспертного оценивания;
- анализ результатов экспертизы и принятия решения.

Важными этапами экспертизы являются проведение опроса экспертов и дальнейшая обработка результатов. Их и рассмотрим более подробно.

Различают следующие *методы опроса*:

Индивидуальный и групповой. При *индивидуальном* опросе ответы эксперта остаются неизвестными остальным участникам экспертизы, при *групповом* - оценки каждого эксперта доводятся до сведения остальных.

Очный (интервьюирование) и заочный (анкетирование). При заочном - ответы даются экспертами в письменном виде. Анкетирование может проводиться с обратной связью и без нее.

Открытый, ответ на который даётся в произвольной форме. Закрытые вопросы обычно сопровождаются набором вариантов ответов.

Прямой и косвенный. В прямом эксперты знают цель проведения экспертизы, а в косвенном нет.

С заданным и с неопределённым множеством объектов.

Простые и сложные. Сложные обычно раскладываются на ряд простых процедур. Качественные и количественные.

П2.1. Шкалы измерений

На практике не все характеристики объектов могут быть измерены в абсолютных единицах (метрах, рублях, тоннах и т.п.). Это связано с типом шкалы, по которой эксперт может оценивать объекты. Грубые оценки обычно формируются по качественным шкалам, а более тонкие - по количественным.

Таблица П2.1 - Экспертные шкалы измерений

Измерения	Шкалы	Допустимые преобразования
Качественные	Номинальная	$\varphi_N(x)$ - однозначные
	Порядка	$\varphi_P(x)$ - монотонные
Количественные	Интервалов	$\varphi_I(x) = \alpha x + \beta, \alpha > 0$
	Отношений	$\varphi_O(x) = \alpha x, \alpha > 0$
	Разностей	$\varphi_R(x) = x + \beta$
	Абсолютная	$\varphi_A(x) = x$

Самой информативной является абсолютная шкала. Все остальные шкалы являются более грубыми по отношению к ней. Измерения, не различимые в более грубых шкалах, различимы в абсолютной шкале.

Особенности шкал проявляются в том, какие преобразования $\varphi(x)$ над измерениями допустимы, без изменения их значений в данной шкале.

Абсолютная шкала позволяет измерить объекты в конкретных, заданных эксперту единицах (рублях, днях, кг., ...).

Шкала отношений применяется там, где необходимо иметь характеристики отношения

объектов. Для этой цели масштаб измерения не играет роли.

Шкала разностей позволяет оценивать, насколько некоторая характеристика одного объекта превышает характеристику другого, в отличие от шкалы отношений, где определяется - во сколько раз.

Шкала интервалов обладает свойствами двух предыдущих типов шкал и применяется там, где необходимо измерить отношение разностей некоторых характеристик объектов, т.е. во сколько раз приращение одного больше приращения другого.

Шкала порядка необходима там, где надо лишь упорядочить объекты (ранжировать, выстроить по порядку). Для оценивания объектов по этой шкале каждый из экспертов может пользоваться любым правилом упорядочения, главное требование заключается в том, чтобы для $\varphi(x)$ сохранялась монотонность.

Номинальная шкала применяется в тех случаях, когда необходимо разбить объекты по классам, эквивалентным по тем или иным признакам (по классам эквивалентности).

Таким образом, точность измерений снижается от абсолютной шкалы к номинальной.

П2.2. Ранжирование объектов

Ранжирование – это процедура упорядочения объектов, выполненная экспертом.

В результате ранжирования каждому объекту a_i из множества альтернатив $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ ставят в соответствие натуральное число r_i , как место i – го объекта в ряду упорядоченных объектов. Числа r_1, r_2, \dots, r_n называются рангами.

Наиболее предпочтительному объекту присваивается 1-й ранг, следующему по предпочтительности – 2-й ранг и т.д. Для эквивалентных объектов назначают одинаковые ранги, равные среднему арифметическому рангов, присваиваемых одинаковым объектам.

Результатом ранжирования является ранжировка R – это совокупность числовых значений рангов объектов. Множество ранжируемых объектов может иметь несколько ранжировок, например, выполненных разными экспертами. Так ранжировка, выполненная k -м экспертом: $R^k = \{r_1^k, r_2^k, \dots, r_n^k\}$.

Пример. Множество упорядоченных объектов может иметь вид

$$a_1 > a_2 > a_3 \approx a_4 \approx a_5 > a_6 > a_7 > a_8 > a_9 \approx a_{10},$$

где символом «>» обозначен, что объект, стоящий слева, более предпочтителен, чем объект, стоящий справа; символом «≈» обозначена эквивалентность объектов.

В этом примере объектам a_1, a_2, a_6, a_7, a_8 присваиваются соответственно ранги $r_1 = 1; r_2 = 2; r_6 = 6; r_7 = 7; r_8 = 8$. Ранги объектов a_3, a_4, a_5 будут одинаковыми и равными: $r_3 = r_4 = r_5 = \frac{3+4+5}{3} = 4$. Аналогично одинаковыми будут ранги объектов a_9 и a_{10} : $r_9 = r_{10} = \frac{9+10}{2} = 9,5$. Тогда ранжировку этой группы объектов можно записать так: $R = \{1; 2; 4; 4; 4; 6; 7; 8; 9,5; 9,5\}$.

Практика показывает, что при числе объектов, большем 15-20, эксперты затрудняются их ранжировать.

П2.3. Парные сравнения

Парные сравнения устанавливают взаимные предпочтения пар объектов, т.е. для любой пары объектов/показателей a_i и a_j эксперт устанавливает один из трех вариантов отношений их предпочтительности/значимости/важности: $a_i > a_j$ либо $a_i < a_j$ либо $a_i \approx a_j$. Это означает соответственно, что показатель a_i более значим, менее значим или эквивалентен показателю a_j .

Все парные сравнения записывают в виде таблицы или матрицы (матрицы парных сравнений - МПС) с элементами b_{ij} , где строки (индекс i) и столбцы (индекс j) соответствуют объектам/показателям, а элементы матрицы соответствуют числовым значениям предпочтений, высказанным экспертом.

П2.3.1. Дискретное представление результата парных сравнений

Заполнение МПС по дискретной шкале заключается в том, что в зависимости от предпочтительности одного показателя по сравнению с другим эксперт проставляет значение $b_{ij} \in \{1, 2, 3\}$ в следующих вариантах:

$$b_{ij} = \begin{cases} 3, & \text{если } a_i > a_j \\ 2, & \text{если } a_i \approx a_j. \\ 1, & \text{если } a_i < a_j \end{cases} \quad (\text{П2.1})$$

По главной диагонали матрицы парных сравнений (МПС) естественно проставляются $b_{ij} = 2$, т.к. каждый объект эквивалентен самому себе. Для элементов МПС, построенной по дискретной шкале должно выполняться условие нормировки вида: $b_{ij} + b_{ji} = 4$.

В некоторых случаях используют другие градации дискретной шкалы, например, $b_{ij} \in \{0, 1, 2\}$ или $b_{ij} \in \{-1, 0, 1\}$. Однако, эти варианты при вычислениях могут вызывать исключительные ситуации, связанные с делением или умножением на ноль.

Пример. В таблице приведены парные сравнения трех объектов одним экспертом при использовании дискретной шкалы представления b_{ij} .

Таблица П2.2 - Парные сравнения по дискретной шкале

		a_j		
		a_1	a_2	a_3
a_i	a_1	2	3	1
	a_2	1	2	3
	a_3	3	1	2

По диагонали матрицы парных сравнений (МПС) проставлены значения $b_{ij} = 2$, т.к. каждый объект эквивалентен самому себе. Из матрицы следует, что объект a_1 предпочтительнее объекта a_2 , а объект a_2 предпочтительнее объекта a_3 и т. д.

П2.3.2. Непрерывное представление МПС (Метод Неймана-Моргенштерна)

Здесь, в отличие от дискретного, элементы МПС b_{ij} могут принимать значения на интервале от 0 до 1: $b_{ij} \in [0; 1]$. В непрерывном представлении по главной диагонали матрицы проставляются значения 0,5. Для элементов МПС, построенной по непрерывной шкале должно выполняться условие нормировки вида:

$$b_{ij} + b_{ji} = 1. \quad (\text{П2.2})$$

Оценки b_{ij} по непрерывной шкале можно интерпретировать как смешанные стратегии антагонистических матричных игр: из двух объектов $\{a_i, a_j\}$ с вероятностью b_{ij} эксперт отдаёт предпочтение объекту a_i , а с вероятностью $(1 - b_{ij})$ - объекту a_j . Непрерывное представление позволяет эксперту более тонко дифференцировать степень предпочтения пар объектов.

Пример. Результат экспертизы в виде парных сравнений, представленных в непрерывной шкале, приведен в табл. П2.3.

Таблица П2.3 - Парные сравнения по непрерывной шкале

		a_j		
		a_1	a_2	a_3
a_i	a_1	0,5	0,7	0,2
	a_2	0,3	0,5	0,9
	a_3	0,8	0,1	0,5

П2.4. Обработка матрицы парных сравнений (один эксперт)

Матрицы парных сравнений являются удобной формой получения данных от эксперта. Парные сравнения обеспечивают максимальную точность оценок, т.к. эксперт сравнивает между собой минимально возможное их количество - два. На основе МПС можно получить некоторые интегральные оценки всей совокупности объектов экспертизы или отдельных их подмножеств, например, ранжировку объектов и/или вектор их весов и др.

Рассмотрим, каким образом по МПС построить вектор весов объектов $\bar{p} = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_n]^T$, где T - символ транспонирования. Для элементов этого вектора должно выполняться условие нормировки: $\sum_{i=1}^n p_i = 1$.

П2.4.1. Метод сложения

Самый простой и универсальный способ обработки МПС, представленной в дискретной или непрерывной форме, заключается в сложении элементов строк. Полученная сумма отражает общий вес предпочтительности i -го объекта по сравнению со всеми другими:

$$\tilde{p}_i = \sum_{j=1}^n b_{ij} \quad (\text{П2.3})$$

Часто используют нормированную форму весов:

$$p_i = \frac{\sum_{j=1}^n b_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n b_{ij}} \quad (\text{П2.4})$$

Пример. Пусть матрица парных сравнений имеет вид:

$$B = \begin{bmatrix} 0,5 & 0,7 & 0,2 \\ 0,3 & 0,5 & 0,9 \\ 0,8 & 0,1 & 0,5 \end{bmatrix}.$$

Тогда, вектор нормированных весов, полученных методом сложения, будет следующим: $\bar{p} = [0,31 \ 0,38 \ 0,31]^T$.

Ранжировать объекты, с учетом вычисленных весов/вероятностей можно так: $a_2 > a_1 \approx a_3$, а их ранжировка будет следующей: $R = \{2,5; 1; 2,5\}$.

П2.4.2. Метод перемножения

Этот метод отличается от метода сложения тем, что элементы строк не складываются, а перемножаются. Этим методом удобнее обрабатывать МПС, элементы которых представлены в непрерывной шкале, где каждый элемент b_{ij} можно интерпретировать как вероятность того, что i -й объект более предпочтителен чем j -й. Тогда произведение вероятностей можно трактовать как вероятность того, что i -й объект предпочтительнее всех остальных.

Расчетная формула в нормированной форме имеет следующий вид:

$$p_i = \frac{\prod_{j=1}^n b_{ij}}{\sum_{i=1}^n \prod_{j=1}^n b_{ij}} \quad (\text{П2.5})$$

Пример. Пусть МПС та же, что и в предыдущем примере, тогда получим: $\bar{p} = [0,29 \ 0,55 \ 0,16]^T$

Видно, что значения элементов векторов, полученных методом сложения, существенно отличаются от аналогичных значений, полученных методом перемножения.

Ранжировать объекты, с учетом вычисленных вероятностей можно так: $a_2 > a_1 > a_3$, а их ранжировка будет следующей: $R = \{2; 1; 3\}$.

П2.4.3. Метод, основанный на аксиоме Льюиса

Суть аксиомы заключается в следующем: отношение вероятности предпочтительности i -го объекта к вероятности предпочтительности j -го объекта не зависит от количества и типа других объектов в ранжируемом множестве [38, 77, 167]:

$$\frac{p_i}{p_j} = \frac{b_{ij}}{b_{ji}} = const, \quad (\text{П2.6})$$

откуда:

$$p_j = p_i \frac{b_{ji}}{b_{ij}} \quad (\text{П2.7})$$

Просуммируем обе части по j (т.е. по элементам строки МПС) и после преобразований получим:

$$\tilde{p}_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^n \frac{b_{ji}}{b_{ij}}}, \quad (\text{П2.8})$$

откуда можно получить выражение для ненормированных весов:

$$p_i = \frac{\tilde{p}_i}{\sum_{j=1}^n \tilde{p}_j} \quad (\text{П2.9})$$

Пример. По МПС из предыдущего примера получим следующие ненормированные веса на основе аксиомы Льюиса: $\tilde{p} = [0,18 \quad 0,29 \quad 0,10]^T$. Нормированные веса будут следующими: $\bar{p} = [0,32 \quad 0,51 \quad 0,17]^T$.

Ранжировать объекты, с учетом вычисленных вероятностей можно так: $a_2 > a_1 > a_3$, а их ранжировка будет следующей: $R = \{2; 1; 3\}$.

Примечание. Видно, что значения элементов векторов, полученных каждым из трех методов различаются. Эти отличия обусловлены фактором, называемым *методической погрешностью*, т.е. связаны с особенностями того или иного метода. Для снижения влияния методической погрешности обычно применяют усреднение оценок, полученных различными методами.

Пример. Рассмотрим пример формирования весовых коэффициентов вопросам теста R_9 (см. Приложение 3). Пусть экспертиза выполняется единственным экспертом, причем не путем непосредственного назначения значений весов, а с помощью МПС:

$$B = \begin{bmatrix} 0,5 & 0,1 & 0,2 & 0,4 & 0,8 & 0,2 & 0,1 \\ 0,9 & 0,5 & 0,9 & 0,2 & 0,6 & 0,3 & 0,7 \\ 0,8 & 0,1 & 0,5 & 0,2 & 0,7 & 0,2 & 0,9 \\ 0,6 & 0,8 & 0,8 & 0,5 & 0,8 & 0,9 & 0,7 \\ 0,2 & 0,4 & 0,3 & 0,2 & 0,5 & 0,2 & 0,3 \\ 0,8 & 0,7 & 0,8 & 0,1 & 0,8 & 0,5 & 0,7 \\ 0,9 & 0,3 & 0,1 & 0,3 & 0,7 & 0,3 & 0,5 \end{bmatrix}$$

Результаты расчета весов каждым из трех методов обработки МПС, а также вектор средних значений по трем методам обработки приведены на рис. П2.1 и имеют следующие значения:

$$\begin{aligned} \bar{p}_{\text{сложен.}} &= [0,095 \quad 0,167 \quad 0,138 \quad 0,0208 \quad 0,086 \quad 0,180 \quad 0,126]^T \\ \bar{p}_{\text{перемн.}} &= [0,001 \quad 0,084 \quad 0,008 \quad 0,796 \quad 0,001 \quad 0,103 \quad 0,007]^T \\ \bar{p}_{\text{Льюиса}} &= [0,047 \quad 0,157 \quad 0,072 \quad 0,459 \quad 0,071 \quad 0,117 \quad 0,077]^T \\ \bar{p} &= [0,048 \quad 0,136 \quad 0,073 \quad 0,488 \quad 0,053 \quad 0,133 \quad 0,070]^T \end{aligned}$$

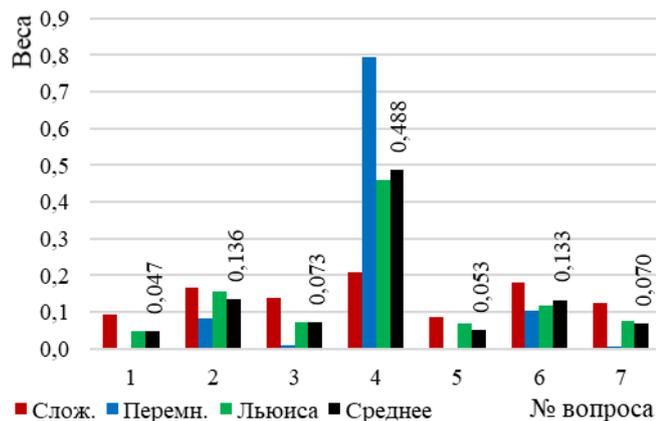


Рисунок П2.1 - Веса показателей теста R_9 , вычисленные по МПС

П2.4.4. Непротиворечивость парных сравнений

Метод проведения экспертизы на основе парных сравнений позволяет получить от эксперта максимально надежные оценки, но учитывая ограниченную разрешающую способность любого эксперта, связанная с недостаточностью информации об объектах и/или его недостаточной квалификации, могут встречаться такие случаи, когда в МПС оценки могут быть противоречивыми, в частности может нарушаться *транзитивность* отношений объектов.

Рассмотрим, как можно выявить нарушение транзитивности.

Процедура обнаружения факта нарушения транзитивности отношений объектов для

любой МПС может быть построена на основе теории графов. Для этого следует представить отношения пар объектов в виде ориентированного графа, где дуга, например, может исходить из более значимого объекта (узла, вершины графа) в менее значимый. Эквивалентные объекты дугами соединять не следует. Тогда транзитивность не нарушается, если граф не имеет циклов.

Существуют различные алгоритмы обнаружения циклов в ориентированных графах, простейший из которых может иметь, например, таким: для каждой вершины графа проверить, нет ли хотя бы одного пути, приводящего в эту же вершину.

Прежде чем строить оценки любым из методов, следует проверить данные МПС на транзитивность.

Проиллюстрируем этот подход на данных примера с тремя объектами, приведенного выше.

Пример. По данным, приведенным в МПС, $a_1 > a_2$ (т.к. $b_{12} = 0,7$), $a_2 > a_3$ (т.к. $b_{23} = 0,9$), $a_3 > a_1$ (т.к. $b_{31} = 0,8$). Эта цепочка отношений отображена на рис. П2.2 а). образует замкнутый цикл и противоречит логике. Таким образом, в отношениях, представленных в МПС нарушена транзитивность.

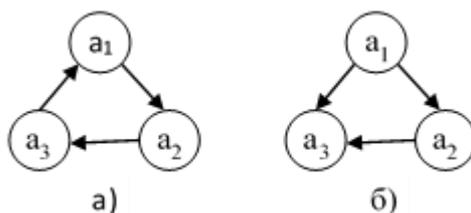


Рисунок П2.2 - Графы отношений, соответствующие МПС

В такой ситуации дальнейшие действия могут быть следующими:

1. эксперт должен еще раз проверить введенные им данные, возможно допущена ошибка;
2. парные сравнения следует выполнить другим экспертом;
3. повторить парные сравнения тем же экспертом, но после сообщения ему дополнительных сведений об объекте.

Пусть после повторной экспертизы предпочтения изменились таким образом, что в МПС некоторые элементы приняли другие значения, например, такие: $b_{23} = 0,1$ и, соответственно, $b_{32} = 0,9$ (т.е. $a_2 < a_3$). При таких отношениях транзитивность уже не нарушается, т.к. цикл отсутствует (рис. П2.2 б)). Новый вектор, вычисленный, например, методом сложения будет уже другим: $\vec{r} = [0,31 \quad 0,20 \quad 0,49]^T$

Примечание. В данном разделе показано, как можно ранжировать объекты, если имеется матрица парных сравнений. Возможна и обратная процедура – если объекты ранжированы, то можно построить матрицу их парных сравнений. Т.е. эти две формы представления предпочтительности объектов взаимнооднозначны, но только для дискретных МПС.

П2.5. Обработка данных групповой экспертизы

Пусть в экспертизе участвуют K экспертов, каждый из которых сформировал МПС. При этом возникают следующие задачи:

1. оценить показатель компетентности каждого из экспертов для учёта его вклада в итоговую ранжировку объектов по группе экспертов;
2. объединить мнения всех экспертов и построить единую ранжировку объектов.

Рассмотрим три наиболее известных подхода к решению второй задачи, полагая пока, что 1-я решена и эксперты равнокомпетентны.

П2.5.1. Суммирование рангов объектов

Поскольку ранг отражает степень предпочтительности объекта, то при известных коэффициентах компетентности γ_k суммарный ранг:

$$r_i = \sum_{k=1}^K \gamma_k r_{ik}, \quad (\text{П2.10})$$

где r_{ik} - ранг i - го объекта, присвоенный k - м экспертом. Для γ_k обычно должно выполняться условие нормировки: $\sum_{k=1}^K \gamma_k = 1$.

Тогда на основании упорядоченного ряда суммарных рангов объектов можно упорядочить и объекты по их предпочтительности.

Пример. Пусть три объекта ранжированы тремя экспертами, а ранжировки приведены в таблице.

Таблица П2.4 - Аддитивная свертка ранжировок трех объектов

Эксперты (k)	Объекты (j)			γ_k
	1	2	3	
1	1	2	3	1
2	1	2	3	1
3	2	1	3	1
Сумма рангов	4	5	9	

Здесь суммарные ранги можно упорядочить так: $r_1 < r_2 < r_3$, а значит и объекты по их предпочтительности выстроятся так: $a_1 > a_2 > a_3$. И если далее перейти к стандартной ранжировке, как номеру места в ряду объектов, то итоговая ранжировка будет такой: $R = \{1; 2; 3\}$. Т.е. итоговая ранжировка совпадает при равной компетентности экспертов с мнениями первых двух экспертов, а это можно интерпретировать, как правило большинства – итоговое мнение совпало с мнением большинства экспертов.

На практике, когда экспертов много, одинаковых ранжировок может и не быть, но метод суммирования рангов также применим.

П2.5.2. Медиана Кемени

Построение медианы Кемени – т.е. такой ранжировки (или матрицы парных сравнений), которая была бы в каком-то смысле средней по множеству ранжировок экспертов.

Определение. *Расстоянием Кемени* для двух МПС - $A = \|a_{ij}\|_{nn}$ и $B = \|b_{ij}\|_{nn}$ называют:

$$D(A, B) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij} - b_{ij}|. \quad (\text{П2.11})$$

Пример. Пусть две МПС имеют вид:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Тогда расстояние Кемени составит: $D(A, B) = 4$.

Определение. *Медиана Кемени* для множества K МПС – это такая МПС A , сумма расстояний Кемени до которой от всех K МПС, соответствующих ранжировкам экспертов, A^k минимальна:

$$A^{MK} = \arg \min_A \sum_{k=1}^K D(A, A^k). \quad (\text{П2.12})$$

Медиана Кемени, в общем случае, может не совпадать ни с одной из имеющихся МПС, однако, её можно искать лишь среди имеющегося набора МПС A^k .

Пример. Пусть три объекта ранжированы тремя экспертами, а ранжировки приведены в таблице П2.4. Полный перечень ранжировок трех объектов приведен в табл. П2.5.

Последняя колонка используется в следующем пункте (среднее Кемени).

Графически эти ранжировки (их коричневые номера проставлены у вершин графа, среди которых синие узлы (снаружи) соответствуют ранжировкам 3-х экспертов) и расстояния Кемени между ними (зелёные цифры курсивом) можно отобразить в виде графа, представленного на рис. П2.3.

Таблица П2.5 - Варианты всех возможных ранжировок трех объектов

Номер ранжировки	Предпочтения	Ранжировки	Сумма расстояний Кемени S^j до ранжировок 3-х экспертов	Сумма квадратов расстояний Кемени
1	$a_1 > a_2 > a_3$	{1; 2; 3}	$0+0+2=2$	4
2	$a_1 \approx a_2 > a_3$	{1,5; 1,5; 3}	$1+1+1=3$	3
3	$a_2 > a_1 > a_3$	{2; 1; 3}	$2+2+0=4$	8
4	$a_2 > a_1 \approx a_3$	{2,5; 1; 2,5}	$3+3+1=7$	19
5	$a_2 > a_3 > a_1$	{3; 1; 2}	$4+4+2=10$	36
6	$a_2 \approx a_3 > a_1$	{3; 1,5; 1,5}	$5+5+3=13$	59
7	$a_3 > a_2 > a_1$	{3; 2; 1}	$6+6+4=16$	88
8	$a_3 > a_1 \approx a_2$	{2,5; 2,5; 1}	$5+5+5=15$	75
9	$a_3 > a_1 > a_2$	{2; 3; 1}	$4+4+6=14$	68
10	$a_1 \approx a_3 > a_2$	{1,5; 3; 1,5}	$3+3+5=11$	43
11	$a_1 > a_3 > a_2$	{1; 3; 2}	$2+2+4=8$	24
12	$a_3 \approx a_2 > a_1$	{3; 1,5; 1,5}	$1+1+3=5$	11
13	$a_1 \approx a_2 \approx a_3$	{2; 2; 2}	$3+3+3=9$	27

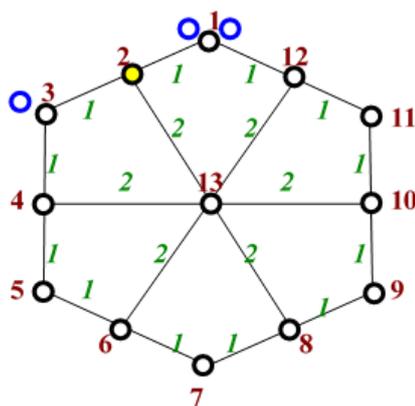


Рисунок П2.3 - Граф расстояний Кемени между ранжировками

Пример. Рассмотрим, например, как вычисляется расстояние Кемени между ранжировками 4 и 5, для которых соответственно $R^4 = \{2,5; 1; 2,5\}$, $R^5 = \{3; 1; 2\}$. Дискретные матрицы парных сравнений для них будут соответственно:

$$B^4 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}; \quad B^5 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & -1 & 0 \end{bmatrix}.$$

тогда:

$$D(B^4, B^5) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 |b_{ij}^4 - b_{ij}^5| = \frac{1}{2} (0 + 0 + 1 + 0 + 0 + 0 + 1 + 0 + 0) = \frac{1}{2} (2) = 1.$$

Задача выбора одной из этих 13 ранжировок в качестве медианы Кемени заключается в переборе всех 13 точек с подсчётом для каждой из них суммы расстояний Кемени от всех точек-ранжировок экспертов до данной точки и с последующим выбором той из 13-ти точек, для которой эта сумма оказалась минимальной.

Так, например, сумма для 4-ой точки (S^4) рассчитывается следующим образом. Ранжировка для 4-й точки такая: $R^4 = \{2,5; 1; 2,5\}$. А МПС, соответствующая ей:

$$B^4 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Рассмотрим, как вычисляется сумма расстояний Кемени для каждой из 13 возможных ранжировок.

Обозначим ранжировки, предложенные экспертами, соответственно Q^1, Q^2, Q^3 , которые соответствуют 1-й, 1-й и 3-й ранжировкам (см. табл. П2.5): $Q^1 = \{1; 2; 3\}$, $Q^2 = \{1; 2; 3\}$, $Q^3 = \{2; 1; 3\}$. Соответствующие им матрицы обозначим C^1, C^2, C^3 :

$$C^1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}; C^2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}; C^3 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Тогда $S^4 = D(B^4, C^1) + D(B^4, C^2) + D(B^4, C^3) = 3 + 3 + 1 = 7$. Аналогично вычисляются и остальные.

В нашем примере надо перебрать 13 точек-кандидатов, для каждой из которых будет по 3 слагаемых – парных расстояний Кемени до точек, соответствующих ранжировкам, предложенным 3-мя экспертами. Результаты приведены в 4-й колонке таблицы. Они могут быть вычислены и как кратчайший пути на графе (минимальная суммарная длина дуг).

В результате расчётов медианой Кемени является первая из ранжировок $\{1, 2, 3\}$.

П2.5.3. Среднее Кемени

Средняя ранжировка Кемени (далее – *Среднее Кемени*) – это еще одна мера, позволяющая усреднить совокупность отдельных ранжировок.

Определение. *Среднее Кемени* для множества K МПС – это такая МПС A , до которой от всех K МПС сумма квадратов расстояний Кемени минимальна:

$$A^{CK} = \arg \min_A \sum_{k=1}^K D^2(A, A^k). \quad (\text{П2.13})$$

В этом методе учитывается не абсолютные значения расстояний Кемени, а их квадрат.

Пример. Значения всех $\sum_{k=1}^K D^2(A, A^k)$ для предыдущего примера приведены в 5-й колонке табл. П2.5, откуда видно, что наилучшей является ранжировка 2 (на графике эта точка помечена желтой заливкой).

Эта ранжировка ($R^2 = \{1,5; 1,5; 3\}$) и соответствующие предпочтения $a_1 \approx a_2 > a_3$) не является одной из предложенных экспертами и может быть интерпретирована, например, так: поскольку мнения экспертов расходятся (противоположенные) в оценках рангов первых двух объектов, то эти объекты считаются эквивалентными.

П2.6. Оценивание качества экспертов

На практике эксперты не всегда являются эффективными «измерительными приборами». Их качество можно представить рядом характеристик, существенные из которых следующие:

- компетентность;
- креативность (творческое отношение к задаче);
- отношение к экспертизе;
- конформизм (подверженность влиянию авторитетов);
- аналитичность и широта мышления;
- конструктивность мышления (прагматичность);
- коллективизм (этика поведения);
- самокритичность (самооценка).

Эти характеристики непосредственно не связаны с объектами экспертизы, носят качественный характер. Их обычно учитывают на этапе отбора экспертов из некоторой расширенной группы претендентов.

При обработке данных экспертизы часто используют лишь показатели компетентности в виде весовых коэффициентов.

П2.6.1. Оценивание компетентности экспертов

Для обеспечения большей точности и надежности оценок весов показателей или рангов объектов проводят групповую экспертизу, для которой привлекается несколько экспертов для оценивания одного и того же множества объектов. При этом экспертные оценки от разных экспертов, могут отличаться, а значит будут отличия и в оценках итоговых весовых

коэффициентов объектов.

Обычно при групповой экспертизе необходимо решить следующие задачи:

- оценить показатель компетентности каждого из экспертов для учета его вклада в итоговые оценки объектов по группе экспертов;
- объединить мнения всех экспертов и построить единый набор оценок объектов.

Показатели компетентности можно оценить, решив «задачу о выборе лидера», в результате чего каждому эксперту присваивается его весовой показатель компетентности γ_k [77].

Построение единого вектора весов объектов $\bar{p} = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_n]^T$ может быть выполнено несколькими способами, самый простой из которых заключается в усреднении весов с учетом компетентности экспертов:

$$p_i = \sum_{j=1}^M \gamma_j p_i^j, \quad (P2.14)$$

где M - количество экспертов в группе; p_i^j - оценка i -го показателя, полученная по МПС, заполненной j -м экспертом.

Алгоритм решения задачи о выборе лидера состоит в следующем.

Пусть множество экспертов оценивают компетентность друг друга в определенной предметной области по бинарной шкале:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{если } j - \text{й счел } i - \text{го эксперта компетентным} \\ 0, & \text{если } j - \text{й НЕ счел } i - \text{го эксперта компетентным} \end{cases}, \quad (P2.15)$$

т.е. число единиц в i -й строке матрицы $X = \|x_{ij}\|_{KK}$ - это количество экспертов (из общего количества K), признавших i -го эксперта компетентным. Тогда, простейший вариант оценки компетентности можно вычислить так:

$$\gamma_i = \frac{\sum_{j=1}^K x_{ij}}{\sum_i^K \sum_{j=1}^K x_{ij}}, \quad i = \overline{1, K}. \quad (P2.16)$$

В этой оценке не учтены показатели компетентности экспертов, формирующих матрицу X . Т.е. оценка коэффициентов компетентности должна иметь рекурсивную структуру:

$$\gamma_i^h = \frac{\sum_{j=1}^K \gamma_j^{h-1} x_{ij}}{\sum_i^K \sum_{j=1}^K \gamma_j^{h-1} x_{ij}}, \quad i = \overline{1, K}, \quad h = 1, 2, \dots \quad (P2.17)$$

где предыдущие оценки следует использовать в итерационной процедуре как оценки 0-го шага.

Эта процедура сходится за 3-4 шага даже для $K=10-20$. В результате будет получена совокупность коэффициентов компетентности экспертов $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_K$.

Тогда показатели компетентности γ_j можно использовать при вычислении суммарного ранга объектов экспертизы:

$$r_i = \sum_{j=1}^K \gamma_j r_{ij}, \quad (P2.18)$$

где r_{ij} - ранг i -го объекта, присвоенный j -м экспертом. Для γ_j обычно должно выполняться условие нормировки: $\sum_{j=1}^K \gamma_j = 1$.

Пример. Пусть 3 эксперта, участвующие в экспертизе, приведенной в предыдущем примере, оценили друг друга, результаты такой оценки приведены в табл. 2.6.

Таким образом, если достаточно двух знаков, то уже на 0-й итерации коэффициенты компетентности экспертов можно принять соответственно: 0,42; 0,29; 0,29.

Таблица П2.6 - Взаимные оценки экспертов

Эксперты (i)	Эксперты (j)			γ_j по шагам итераций		
	1	2	3	0	1	2
1	1	1	1	0,4285	0,4118	0,4146
2	1	1	0	0,2857	0,2941	0,2927
3	1	0	1	0,2857	0,2941	0,2927

П2.6.2. Оценивание согласованности мнений экспертов

Мнения экспертов в группе обычно расходятся. Степень расхождения может быть разной. Большое расхождение может свидетельствовать либо о плохом подборе группы либо о низком качестве предоставленной экспертам информации об объекте экспертизы.

В качестве «сырья» при оценивании согласованности используются те же МПС и ранжировки, что и при оценивании самих объектов. Один из показателей согласованности – дисперсионный коэффициент конкордации (W). Он принимает значения на интервале $[0;1]$. Если ранжировки всех экспертов полностью совпадают - $W = 1$. Если нет ни одного совпадения - $W = 0$.

Количественное значение W вычисляется в предположении, что суммарная ранжировка i – го объекта (из n) по множеству экспертов (K) является случайной величиной. Тогда общий ранг i – го объекта для множества K экспертов :

$$r_i = \sum_{j=1}^K r_{ij}, \quad (\text{П2.19})$$

Оценка математического ожидания ранга произвольного объекта:

$$\bar{r} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i. \quad (\text{П2.20})$$

Оценка дисперсии ранга по множеству объектов:

$$D = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (r_i - \bar{r})^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^K r_{ij} - \bar{r} \right)^2 \triangleq \frac{1}{n-1} S. \quad (\text{П2.21})$$

тогда

$$W = \frac{D}{D_{max}}, \quad (\text{П2.22})$$

где D_{max} - максимально возможная дисперсия на ранжировке множества n объектов. Поскольку ранги обычно принимают значения натурального ряда чисел от 1 до n , то D_{max} можно получить в следующем виде:

$$D_{max} = \frac{K^2(n^3 - n)}{12(n-1)}, \quad (\text{П2.23})$$

тогда

$$W = \frac{D}{D_{max}} = \frac{12S}{K^2(n^3 - n)}, \quad (\text{П2.24})$$

Поскольку W является выборочной статистикой, то необходимо проверить значимость полученной оценки. В данном случае это можно сделать по критерию χ^2 .

Недостатки коэффициента конкордации, как показателя согласованности:

Сравнивает лишь степень разброса суммарной ранжировки экспертов, но не сами ранжировки. Так несогласованными будет, например, пара ранжировок: $R^1 = \{2; 2; 2\}$ и $R^2 = \{2; 2; 2\}$, хотя эксперты вполне единодушны, а одинаковые ранги возможно обусловлены самими объектами.

Не учитывает разрешающую способность экспертов.

Достоинства:

Простота вычисления.

Пример. Для предыдущего примера (табл. П2.4) оценим согласованность мнений экспертов.

Подставим:

$$W = \frac{12}{K^2(n^3 - n)} \sum_{i=1}^n (r_i - \bar{r})^2 = \frac{12}{9(27-3)} (2^2 + 1^2 + 3^2) = 0,73.$$

Приложение 3. Тесты для оценивания готовности

ПЗ.1. Тесты для оценивания рисков

Тесты данного и следующего приложений построены по примеру опросников, приведенных в [125]. Перечень вопросов носит примерный характер и приведен лишь для иллюстрации их возможного состава и содержания. В каждой конкретной организации (подразделении) актуальный состав вопросов и их содержание могут носить очень изменчивый и локально адресный характер. Важна лишь их существенная корреляция с предметом тестирования. Состав и содержание могут диктоваться текущей целью тестирования и изменчивостью как внешней, так и внутренней среды организации (подразделения). Перечень бинарных тестов (допустимы лишь вопросы «Да/Нет»), предназначенных для оценивания рисков, состоит из 20 тестов (R1-R20) с общим количеством вопросов - 171. Перечень тестов, предназначенных для оценивания состояния СВК, состоит из четырех тестов (S1-S4) с общим количеством вопросов - 25. В этих тестах ответом экспертов могут быть оценки, представленные в различных шкалах и единицах измерения.

Тест R.1. Показатели, отражающие квалификационные риски «Допуск в служебные помещения подразделения»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Правильно ли делает доклад постовой у фасада здания ?	
2	Правильны ли действия (полнота и последовательность) постового у фасада здания ?	
3	Правильны ли действия начальника караула?	
4	Правильно ли начальник дежурного караула делает доклад ?	
5	В наличии ли флаг МЧС, России, баннер, символика МЧС ?	
6	Содержится ли в порядке территория подразделения ?	
7	Соблюдается ли пропускной режим для граждан ?	

Тест R.2. Показатели, отражающие квалификационные риски «Обязанности должностных лиц подразделения по организации караульной службы»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Составлены ли перечни должностных обязанностей начальника и помощника начальника караула с учетом: - вопросов организации и контроля караульной службы; - подготовки личного состава подразделения; - пожаротушения; - охраны труда; - руководства тушением пожаров; - проведения аварийно-спасательных работ ?	
2	Отражена ли специализация начальников караулов в перечнях их должностных обязанностей (1 - ГДЗС, 2 – ППВ, 3 –рукавное хозяйство, 4 – пожарная техника, новые технологии ПТ, ПТВ и охрана труда) ?	
3	Ознакомлены ли под роспись все сотрудники со своими должностными обязанностями ?	

Тест R.3. Показатели, отражающие квалификационные риски «Обязанности должностных лиц подразделения по организации караульной службы»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Составлены ли перечни должностных обязанностей начальника и помощника начальника караула с учетом: - вопросов организации и контроля караульной службы; - подготовки личного состава подразделения; - пожаротушения; - охраны труда; - руководства тушением пожаров; - проведения аварийно-спасательных работ ?	
2	Отражена ли специализация начальников караулов в перечнях их должностных обязанностей (1 - ГДЗС, 2 – ППВ, 3 –рукавное хозяйство, 4 – пожарная техника, новые технологии ПТ, ПТВ и охрана труда) ?	
3	Ознакомлены ли под роспись все сотрудники со своими должностными обязанностями ?	

Тест R.4. Показатели, отражающие организационные риски «Организация караульной службы. Внутренний наряд»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Правильно ли выполняется прием / сдача дежурства караула ?	
2	Имеется ли в наличии перечень обязанностей лиц внутреннего наряда караула (дежурного по караулу, дневального по гаражу, дневального по помещениям, постового у фасада здания пожарного депо) ?	
3	Правильно ли составлены перечни обязанностей лиц внутреннего наряда караула?	
4	Правильно ли заполняются разделы Книги службы подразделения?	
5	Имеются ли у лиц внутреннего наряда головные уборы и соответствующие отличительные знаки ?	
6	Знают ли лица внутреннего наряда свои должностные обязанности?	
7	Соблюдается ли форменная одежда по сезону и имеются ли все необходимые документы (удостоверения личности, водительских прав и допуск на управление пожарным автомобилем ?	
8	В надлежащем ли состоянии боевая одежда пожарного и снаряжение ?	

Тест R.5. Показатели, отражающие организационные риски «Размещение личного состава, техники и документации в подразделении»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Имеется ли на видных местах в помещениях необходимая документация ?	
2	Имеется ли приказ начальника части о порядке размещения личного автотранспорта на территории ?	
3	Имеется ли вывеска с наименованием подразделения и исправно ли звуковое оборудование для вызова сотрудников дежурного караула?	
4	Находятся ли в чистоте и порядке служебные помещения ?	
5	Имеются ли описи во всех служебных помещениях ?	
6	Имеются ли в наличии и на надлежащих местах документы обязательного перечня (табель основных обязанностей; расписание занятий караула; распорядок дня;	

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
	перечни обязанностей; правила и инструкции по мерам пожарной безопасности; инструкции по правилам отдельных видов деятельности) ?	
7	Имеется ли помещение для отдыха, обеспеченное спальными местами из расчета 100% штатной численности караула ?	
8	Имеется ли в помещениях на видном месте плана эвакуации при пожаре ?	
9	Имеются ли в раздевалке индивидуальные шкафы (для одежды, обуви, обмундирования, спецодежды, снаряжения, предметов личной гигиены) из расчета 100% штатной численности караулов ?	
10	Имеются ли в помещении гаража стеллажи для спецодежды и снаряжения из расчета 100% штатной численности караула и 100% резерва (при усилении службы) ?	
11	Расположено ли караульное помещение не выше второго этажа здания части ?	
12	Соблюдается ли температурный режим в караульном помещении на уровне не ниже 18 град. С ?	
13	Соблюдается ли температурный режим в гараже пожарного депо на уровне не ниже 16 град. С ?	
14	Имеется ли на территории части комната психологической разгрузки ?	
15	Имеются ли комнаты приема и разогрева пищи, укомплектованные столами и стульями из расчета на 75% личного состава караула ?	
16	Организовано ли клеймение инвентарного вещевого имущества ?	
17	Имеется ли помещение для сушки боевой одежды пожарного, оснащенное: центральным отоплением, электрообогревателем, термометром (+10 -+120 град. С.), вешалками – плечики для одежды и обуви, инструкцией по режиму просушки ?	
18	Имеются ли складские помещения для хранения имущества на стеллажах в установленном порядке ?	
19	Имеются ли складские помещения для хранения горюче-смазочных материалов, оборудованные пожарным щитом и инструкцией по мерам пожарной безопасности ?	
20	Обеспечивает ли размещение пожарных автомобилей в гараже пожарного депо беспрепятственное перемещение пожарных по сигналу тревоги между ними и стенами ?	

Тест Р.6. Показатели, отражающие организационные риски «Внутренний распорядок подразделения»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Имеется ли утвержденный начальником подразделения внутренний распорядок дня караула ?	
2	Имеется ли приказ начальника части о переходе на летнюю или зимнюю форму одежды ?	
3	Соблюдается ли распорядок дня караула ?	
4	Обеспечен ли личный состав установленной формой одежды и соответствует ли ей внешний вид личного состава дежурного караула ?	
5	Поддерживается ли чистота и порядок в помещениях караула и на территории подразделения ?	
6	Весь ли личный состав находится в расположении подразделения ?	

Тест R.7. Показатели, отражающие организационные риски «Проверка организации караульной службы руководством подразделения»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Имеется ли Книга службы подразделения ?	
2	Имеются ли в Книге службы подразделения записи о проведении проверки подразделения начальником части и его заместителем не реже 1 раза в месяц ?	
3	В ночное ли время проводятся проверки подразделения начальником части и его заместителем ?	

Тест R.8. Показатели, отражающие организационные риски «Документы, регламентирующие организацию караульной службы в пункте связи пожарной части»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Имеется ли приказ (выписка из приказа) «О введении в действие Расписания выезда сил и средств гарнизона пожарной охраны для тушения пожаров и проведения АСР» ?	
2	Имеется ли выписка из плана привлечения сил и средств подразделений пожарной охраны для тушения пожаров на территории региона ?	
3	Имеются ли планы и карточки тушения пожаров на пожароопасные объекты ?	
4	Имеются ли соглашения о взаимодействии подразделения со службами жизнеобеспечения (медицинской, водопроводно-канализационной, энергетической, аварийной газовой, по делам ГО и ЧС района) и другими видами пожарной охраны (других министерств и ведомств) ?	
5	Имеется ли журнал пункта связи части с пронумерованными, прошитыми и скрепленными мастичной печатью листами ?	
6	Вносятся ли в журнал такие сведения как: - дата и время приема сообщения; - содержание сообщения; - информация о месте пожара; - информация о ходе тушения пожара; - информация о вызове дополнительных сил и средств; - информация о состоянии противопожарного водоснабжения; - информация о состоянии средств связи, дорог и др, - фамилии лиц, принявших и передавших сообщение; - время выезда, прибытия к месту вызова, локализации, ликвидации и возвращения караулов. В журнале ПСЧ не должно быть посторонних записей и исправлений..	
7	Имеются ли в журнале ПСЧ посторонние записи и исправления ?	
8	Имеется ли журнал учета неисправных средств связи с пронумерованными, прошитыми и скрепленными мастичной печатью листами?	
9	Вносятся ли в журнал такие сведения как: - наименование аппаратуры; - место и признаки повреждения; - время обнаружения; - информация о том, куда сообщено о повреждении; - дата и время устранения повреждения; - фамилия лица, обнаружившего повреждение; - фамилия лица, принявшего сообщение.	
10	Имеется ли журнал учета людей (сотрудников), находящихся в детских и лечебных учреждениях в ночное время суток, с пронумерованными, прошитыми и скрепленными мастичной печатью листами ?	

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
11	Учитываются ли в журнале учета людей переданные дежурным персоналом объектов сведения о количестве прибывающих там людей и доводятся ли эти сведения до личного состава караула в 22 часа 00 минут ?	
12	Имеется ли перечень адресов и телефонов сотрудников подразделения ?	
13	Имеется ли инструкция по работе радиотелефониста пункта связи части и содержать ли она алгоритм действий дежурного диспетчера при обеспечении радиосвязи в подразделении ?	
14	Имеется ли перечень позывных корреспондентов (должностных лиц) гарнизона пожарной охраны и подразделения пожарной охраны ?	
15	Имеется ли план-карта района выезда с нанесенными водоисточниками, пожароопасными предприятиями, безводными участками и участками с недостаточным водоснабжением ?	
16	Имеется ли схемы оповещения по сигналам ГО ?	
17	Имеется ли журнал учета участков, перекрытых проездов и неисправного противопожарного водоснабжения ?	
18	Имеются ли справочники телефонов АТС населенных пунктов (объектов), служб жизнеобеспечения и подразделений пожарной охраны ?	
19	Имеется ли справочник (планшет) водоисточников района выезда подразделения пожарной охраны с нанесенными номерами домов ?	
20	Имеются ли бланки путевых листов для выезда дежурного караула ?	
21	На каждый ли пожарный автомобиль, высылаемый к месту пожара, выписывается ли путевой лист ?	
22	Хранятся ли заполненные экземпляры путевых листов в части до окончания исследования боевых действий ?	

Тест R.9. Показатели, отражающие организационные риски «Документы, регламентирующие организацию караульной службы в папке начальника караула»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Имеются ли документы по вопросам организации службы, подготовки, тушения пожаров и проведения АСР (приказы, распоряжения, указания, инструкции, рекомендации, правила, программы, нормативы) ?	
2	Имеются ли копии (выписки) приказов о допуске личного состава караула к самостоятельному дежурству (после индивидуального и курсового обучения) ?	
3	Имеются ли таблицы расчетов на пожарные и аварийно-спасательные автомобили, состоящие на вооружении подразделения (для всех пожарных автомобилей, состоящих на вооружении караула (боевые и резервные) с учетом действительной (а не штатной) численности караула) ?	
4	Имеются ли таблицы положенности пожарно-технического вооружения (аварийно-спасательного оборудования) ?	
5	Имеется ли распорядок дня ?	
6	Имеются ли должностные инструкции (функциональные обязанности) личного состава караула ?	
7	Имеется ли инструкция о мерах пожарной безопасности в помещениях подразделения ?	

Тест R.10. Показатели, отражающие организационные риски «Документы, регламентирующие организацию караульной службы в кабинете начальника пожарной части»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Имеются ли карточки действий караулов при тушении пожаров ?	
2	имеются ли документы о профессиональной подготовке сотрудников ?	
3	Имеется ли Книга службы с листами, пронумерованными, прошитыми и скрепленными мастичной печатью ?	
3	Имеются ли в Книге службы (начиная со 2-й страницы) списки личного состава (подписанные начальниками соответствующих караулов) с указанием фамилии, имени, отчества, даты назначения на должность, образования, домашнего ?	
4	Ежедневно ли утверждаются начальником ПСЧ или его заместителем листы нарядов на службу ?	
5	Имеются ли эксплуатационные карточки пожарных и аварийно-спасательных автомобилей подразделения ?	
6	Имеется ли журнал испытаний пожарно-технического вооружения и аварийно-спасательного оборудования ?	
7	Имеется ли ведомость состояния рукавного хозяйства подразделения пожарной охраны ?	

Тест R.11. Показатели, отражающие организационные риски «Оборудование поста у фасада пожарного депо»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Имеются ли на посту: стол, стул, часы, телефон прямой связи с пунктом связи части ?	
2	Имеется ли стенд информации, содержащий: распорядок дня, обязанности лиц внутреннего наряда, объявления, порядок допуска лиц в пожарное депо ?	
3	Имеется ли журнал учета посетителей ?	

Тест R.12. Показатели, отражающие операционные риски «Допуск к несению караульной службы»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Имеются ли приказы о допуске личного состава к самостоятельной работе в должности (после обучения в надлежащем объеме) ?	
2	Имеются ли свидетельства о прохождении обучения по категории «Управление ТС оборудованными специальными световыми и звуковыми сигналами» ?	

Тест R.13. Показатели, отражающие операционные риски «Смена караулов в подразделении»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Выполняется ли смена караулов в три этапа: подготовка к смене караулов, развод караулов, смена дежурства ?	
2	При подготовке к смене получает ли начальник заступающего караула от начальника сменяющегося караула сведения об изменении оперативной обстановки в районе выезда (состоянии водоснабжения, проездов и т.д.) ?	
3	Заступающий и сменяющийся караулы строятся в боевой одежде и снаряжении ?	

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
4	Подводит ли итоги несения службы за прошедшие сутки с личным составом начальник сменяющегося караула, дает ли оценку работы подчиненных, отмечает ли недостатки, указывает ли пути их устранения ?	
5	Проверяет ли начальник заступающего караула внешний вид личного состава, состояния боевой одежды и снаряжения ?	
6	Объявляет ли начальник заступающего караула составы расчетов на пожарные автомобили, лиц внутреннего наряда, назначает ли личный состав на посты и в дозоры ?	
7	Доводит ли начальник заступающего караула до личного состава оперативную обстановку в районе выезда ?	
8	Проверяет ли начальник заступающего караула знания личным составом своих обязанностей ?	
9	Проверяет ли начальник заступающего караула наличие у водительского состава водительских удостоверений и свидетельств на право управления пожарным автомобилем ?	
10	Требует ли начальник заступающего караула от личного состава провести проверку СИЗОД ?	
11	Уведомляет ли начальник заступающего начальника сменяющегося караула о готовности караула к заступлению на дежурство ?.	
12	Докладывает ли начальник заступающего караула начальнику ПСЧ или его заместителю о готовности караула к заступлению на дежурство ?	
13	Проводится ли развод караулов начальником ПСЧ или лицом его замещающим ?	
14	Проверяет ли начальник ПСЧ или его заместитель готовность личного состава заступающего караула, дает ли оценку службы сменяющегося караула, ставит ли задачу по несению караульной службы заступающему караулу ?	
15	Принимается ли в ходе приема-сдачи дежурства: техника, ПТВ, средства связи и сигнализации, служебная документация, предметы снаряжения, проверяется ли состояние служебных помещений, оборудования, мебели, имущества, территории части ?	
16	Делают ли необходимые записи в Книге службы начальники караулов и докладывают ли начальнику ПСЧ ?	
17	После доклада о приеме-сдаче дежурства проверяет ли начальник ПСЧ записи сменяющегося караула в Книге службы, утверждает ли лист наряда на службу и методические планы проведения занятий заступающего караула, инструктирует ли начальника заступающего караула и ставит ли ему задачи ?	
18	Снимает ли личный состав сменяющегося караула с автомобилей СИЗОД и ставит ли заступающий караул СИЗОД в расчет ?	
19	После заступления на дежурства передает ли начальник караула диспетчеру сведения о составе караула ?	
20	Передает ли диспетчер информацию о наличии сил и средств подразделения диспетчеру местного гарнизона пожарной охраны ?	
21	Не превышает ли развод и передача дежурства другой смене 30 минут ?	

Тест R.14. Показатели, отражающие операционные риски «Оборудование территории подразделения»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Выполняется ли требование о том, что расстояние от пожарного депо до общественных и жилых зданий должно быть не менее 15 м., школ, детских и лечебных учреждений – не менее 30 м. ?	
2	Выполняется ли требование озеленения территории пожарного депо – не менее 15% от площади участка ?	

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
3	Выполняется ли требование к ограждению вокруг территории пожарного депо – высота его должна быть не менее 2 м. ?	
4	Имеют ли дороги (проезды), площадки, расположенные на территории пожарного депо твердое покрытие ?	
5	Выполняется ли требование о том, что проезжая часть улиц и тротуаров против выездной площадки пожарного депо должна быть оборудована светофором и световым указателем с акустическим сигналом, а также соответствующими дорожными знаками ?	
6	Имеется ли на территории пожарного депо или около него информационный щит «01», размером 1,2 x 1,4 м. ?	
7	Определено ли согласно приказу начальника подразделения место для курения (урна, скамейка, табличка) ?	
8	Выполняются ли требования о том, что выездные ворота гаражного бокса машин должны иметь на правом полотнище каждого ворот обозначения (круг диаметром 0,25 м - в котором указывается номера выездов боевого расчета: высота цифр 0,15 м., цифры черного цвета, круг белого цвета, внешняя кайма круга шириной 0,015 м. красного цвета) ?	

Тест R.15. Показатели, отражающие операционные риски «Помещения для приготовления и приема пищи»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Имеет ли комната для приготовления пищи размеры от 10 до 20 м ² (в зависимости от типа пожарного депо и количества пожарных автомобилей в гаражном боксе) ?	
2	Имеет ли комната для приема пищи размеры, исходя из условий, что на одного сотрудника дежурного караула приходится 1,4 м ² из расчета 75% численности личного состава дежурного караула ?	
3	Оборудована ли комната для приготовления пищи: - электрическими или газовыми плитами, над которыми устанавливается вытяжная вентиляция; - столами для разделки и приготовления пищи; - мойками для мытья посуды и продуктов; - холодильником (одним или несколькими); - кухонным инвентарем для приготовления и приема пищи; - принудительной вентиляционной системой м?	
4	Оборудована ли комната для приема пищи: - ручкомойником; - электрополотенцем; - зеркалом; - столами и стульями из расчета 75% личного состава дежурного караула; - шкафами для хранения посуды ?	
5	Украшены ли стены комнаты приема пищи эстетическими картинами или живой росписью ?	

Тест R.16. Показатели, отражающие операционные риски «Текущая готовность караульной службы»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Правильно ли организована караульная служба в подразделении ?	
2	Готовы ли караулы к совместным действиям по тушению пожаров (слаженность, четкость взаимодействия между отделениями, номерами боевого расчета) ?	
3	Надлежаще ли состояние газодымозащитной службы ?	
4	Выполняются ли требования охраны труда и техники безопасности ?	
5	Исправны ли и готовы ли к использованию средства связи, сигнализации, изолирующие противогазы, пожарная техника и пожарно-техническое оборудование ?	
6	Функционирует ли противопожарное водоснабжение ?	
7	Знает ли личный состав караула свои должностные обязанности и умеет ли их выполнять, имеет ли строевую выправку, подтянутость и дисциплинированность ?	
8	Имеют ли караулы надлежащее состояние боевой и пожарно-тактической подготовки ?	
9	Достаточен ли уровень методической подготовленности начальствующего состава, выступающего в роли руководителя занятий ?	
10	Имеются ли в наличии регламентирующие документы караульной службы и соответствует ли требованиям их содержание ?	
11	Надлежаще ли содержание учебной материально-технической базы, служебных помещений и территории подразделения, соответствуют ли они требованиям программ подготовки, наставлений, правил техники безопасности и пожарной безопасности ?	

Тест R.17. Показатели, отражающие операционные риски «Обязанности начальника караула 1-й смены»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Выполняется ли профессиональная подготовка дежурного караула своей смены ?	
2	Правильно ли ведется документация по ГДЗС ?	
3	Выполняется ли проверка состояния контрольных постов ГДЗС ?	
4	Проводятся ли тренировки сотрудников ГДЗС на свежем воздухе и в ТДК ?	
5	Проверяется ли исправность и наличие в боевом расчете переговорных устройств ?	
6	Проверяется ли техническое состояние и правильность хранения СИЗОД ?	
7	Осуществляется ли учет приборов пенного, порошкового и углекислотного тушения, контролируется ли их состояние, имеются ли запасы пенообразователя, порошка и углекислоты, проводятся ли занятия с личным составом по вопросам их применения ?	
8	Изучаются ли пожары, происшедшие на нефтебазах, спиртохранилищах, электроэнергетических объектах, на объектах, связанных с хранением и применением радиоактивных веществ и ядохимикатов, расположенных в районе выезда ?	
9	Готовятся ли предложения и рекомендации по вопросам проведения спасательных работ, направленных на быстрое отыскание людей и оказание им помощи ?	
10	Осуществляется ли контроль за проведением мероприятий по охране труда, техники безопасности и производственной санитарии в части ?	
11	Организуются ли испытания пожарной техники и пожарно-технического инвентаря и оборудования (ПТИО) ?	

Тест R.18. Показатели, отражающие операционные риски «Обязанности начальника караула 2-й смены»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Выполняется ли профессиональная подготовка дежурного караула своей смены ?	
2	Ведется ли наблюдение за состоянием дорог, проездов в охраняемом районе выезда, производится ли корректировка плана района выезда части, ведется ли учет перекрытых улиц, переулков, площадей ?	
3	Выполняется ли изучение противопожарного водоснабжения в районе выезда, проводится ли проверка наружного водопровода на водоотдачу, ведется ли учет неисправных гидрантов и контролируются ли сроки введения их в действие, ведется ли учет безводных участков ?	
4	Осуществляется ли контроль правильного и своевременного ведения карточек профессиональных действий личного состава на пожарах, а также своевременности проведения разбора пожаров ?	
5	Контролируется ли оперативно-служебная документация на все автомобили ?	
6	Ведет ли учет выездов на пожары, загорания, аварии, стихийные бедствия, а также аварий и отказов автотехники при работе на пожарах, следовании на пожар, возвращении в часть ?	
7	Контролируется ли хранение, использование, своевременное испытание пожарных напорных рукавов ?	
8	Изучаются ли пожары, происшедшие в театрах, подземных сооружениях, на складах, базах, расположенных в районе выезда ?	

Тест R.19. Показатели, отражающие операционные риски «Обязанности начальника караула 3-й смены»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Выполняется ли профессиональная подготовка дежурного караула своей смены ?	
2	Ведется ли контроль правильное ведение всей оперативно-служебной документации пожарно-спасательной части ?	
3	Выполняется ли проверка наличия, состояние и исправность переносных и стационарных приборов и аппаратов связи и сообщается ли об их неисправности начальнику части ?	
4	Выполняется ли учет и корректировка списка особо важных и пожароопасных объектов, на которые предусмотрен автоматический выезд сил и средств по повышенному номеру, проводятся ли пожарно-технические занятия, разрабатываются ли планы и карточки пожаротушения на эти объекты ?	
5	Проводятся ли занятия с диспетчерским составом по изучению района выезда, расположению особо важных и пожароопасных объектов, документов, касающихся диспетчерского состава ?	
6	Ведется ли учет спасенных и эвакуированных людей на пожарах ?	
7	Ведется ли контроль за эксплуатацией и ведением всего рукавного хозяйства подразделения ?	
8	Изучаются ли пожары, происшедшие в больницах, аэропортах и на промышленных предприятиях, расположенных в районе выезда ?	

Тест R.20. Показатели, отражающие операционные риски «Обязанности начальника караула 4-й смены»

№ п/п	Параметры оценки	Вариант ответа (Да / Нет)
1	2	3
1	Выполняется ли профессиональная подготовка дежурного караула своей смены ?	
2	Проверяется ли комплектация пожарной техникой и пожарно-техническим оборудованием части, правильность их эксплуатации, ремонт, испытания, рациональное размещение и ведение всей необходимой документации ?	
3	Ведется ли учет профессиональной работы подразделений с применением на пожарах средств пенного тушения ?	
4	Ведется ли контроль состояния и оснащения автомобилей пенного тушения, ведется ли учет их работы ?	
5	Ведется ли учет использования на пожарах автолестниц, а также готовятся предложения по корректировке и разработке таблиц положенности и боевого расчета на автолестницы ?	
6	Изучается ли работа пожарных подразделений на пожарах и вносятся ли на этой основе предложения, направленные на повышение эффективности спасательных работ ?	
7	Ведется ли статистический учет погибших, пострадавших, спасенных и эвакуированных людей на пожарах и обобщаются ли эти данные по пожарной части ?	
8	Ведется ли статистический учет профессиональной деятельности пожарной части за дежурные сутки, выполняется ли правильное хранение, своевременная корректировка планов и карточек пожаротушения ?	

П3.2. Тесты для оценивания состояния СВК

Тест S.1. Показатели степени зрелости функций внутреннего контроля ПВП

№ п/п	Показатели	Оценка эксперта (%)
1	2	3
1	Степень формализации средств внутреннего контроля	
2	Уровень ознакомленности и понимания сущности и необходимости выполнения действующих функциональных регламентов сотрудниками организации	
3	Степень формализации системы распределения полномочий в организации, уровень ознакомленности сотрудников организации с механизмом распределения полномочий	
4	Полнота информированности руководства организации (ПСЧ) об уровне риска, связанном с принимаемыми управленческими решениями, возможность оценки степени риска и экономических последствий принимаемых решений	
5	Полнота контроля управления информационными потоками (получением и передачей информации) и обеспечения информационной безопасности	
6	Уровень профессиональной компетентности сотрудников СВК, знания ими особенностей процессов, связанных с деятельностью организации, способности анализировать принимаемые в организации управленческие решения и их последствия	

Тест S.2. Показатели, характеризующие эффект от деятельности СВК в ПВП

№ п/п	Показатели	Значение
1	2	3
1	Количество проведенных проверок за отчетный период	
2	Количество выявленных нарушений	
3	в т.ч. устраненных по результатам проверок	
4	в т.ч. устраненных в процессе проверки	
5	в т.ч. повторяющихся нарушений	

Тест S.3. Показатели, характеризующие результативность СВК

№ п/п	Показатели	Значение
1	2	3
1	Процент выполнения плана проверок, запросов руководства по проведению внеплановых проверок (ключевых рисков из общего числа рисков, включенных в карту рисков) (%)	
2	Процент своевременно представленных руководству отчетов по итогам проведенных проверок (%)	
3	Количество существенных рекомендаций, сделанных СВК	
4	Процент рекомендаций СВК, принятых к исполнению (%)	
5	Процент своевременно внедренных рекомендаций от общего числа принятых рекомендаций (%)	
6	Количество улучшений операционных процедур по итогам внедрения рекомендаций СВК	
7	Количество выявленных СВК нарушений рекомендаций, полученных по итогам внешних проверок деятельности организации	

Тест S.4. Показатели, характеризующие подготовленность персонала СВК

№ п/п	Показатели	Значение
1	2	3
1	Имеется в структуре организации отдельное подразделение или должностные лица, выполняющие функции внутреннего контроля (Да/Нет)	
2	Количество сотрудников СВК согласно штатному расписанию (чел.)	
3	Процент сотрудников СВК от штатной численности персонала организации (%)	
4	Процент вакансий в структуре СВК (%)	
5	Коэффициент текучести кадров СВК (процент общего числа уволенных от средней численности персонала СВК за отчетный период) (%)	
6	Процент сертифицированных специалистов в структуре СВК от общей численности сотрудников СВК (%)	
7	Процент сотрудников в структуре СВК, имеющих профессиональный опыт работы в области внутреннего контроля свыше трех лет (%)	

Приложение 4. Методы свертки векторных показателей в СВК

Применение того или иного метода свертки частных показателей зависит от многих факторов и не может быть задана раз и навсегда, т.к. целесообразность и эффективность применения конкретного метода зависит от многих текущих факторов, ресурсов и обстоятельств.

Приведенные методы не исчерпывают всего разнообразия подходов к свертке вектора показателей ПВП в скаляр. Методы свертки можно сопоставить (классифицировать, упорядочить, ранжировать) по разным признакам. Наиболее важным представляется степень полноты информации о том или ином частном свойстве (показателе) ПВП, отображаемой в обобщенном/интегральном показателе. Для обеспечения высокой степени представительности интегрального показателя при выборе текущего варианта свертки могут приниматься во внимание два источника информации:

1. Собственно значения/оценки частных показателей (например, сумма кредиторской задолженности, КПП, и т.п.).

2. Весовые коэффициенты относительной важности того или иного показателя в группе однородных показателей.

В рамках данного исследования (в контексте процедур ВК) рассматриваются два метода свертки частных показателей:

1. На этапе интеграции результатов тестирования в показатели КПП и КПЭ используется *метод аддитивной (линейной) свертки*. Этот выбор обусловлен тем, что имеется возможность получения данных по обоим указанным выше источникам информации.

2. На этапе сравнения объектов анализа (ПВП) применяется модифицированный *метод идеальной точки*. Его выбор обусловлен тем, что интегральные показатели анализируемых объектов (ПВП) уже известны, а весовые коэффициенты определить затруднительно.

Метод главного (доминирующего) показателя. Если показателей несколько, то их можно ранжировать по степени важности, методом непосредственного назначения важности полномочным лицом или с помощью экспертных процедур (некоторые из них рассмотрены в одном из других разделах работы). В итоге все показатели могут быть выстроены по степени важности в ряд, например, так $U_k > V_k$, что означает - для k -го объекта (ПВП) показатель его безрисковости является более существенным чем показатель качества работы СВК, а значит он *доминирует* и его можно назначить *главным показателем*.

Отношение показателей, вычисленных для всей совокупности ПВП, например, следующее $U > V$, означает, что для всей совокупности ПВП показатель безрисковости является более существенным (главным/доминирующим). В таком случае при планировании проверок есть основание использовать только показатель безрисковости.

Если показателей несколько ($r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, r_6$), например, как в тестах, заполняемых ПВП (см. Приложение 3), то наиболее значимый в ряду отношений (например, $r_2 > r_5 > r_1 > r_6 > r_3 > r_4$) показатель r_2 выбирается в качестве единственного представителя вектора (совокупности) показателей, и в дальнейшем используется, как *главный/доминирующий*, только он.

Такой подход вполне оправдан в случаях, когда один из рассматриваемых показателей ПВП, по мнению полномочных менеджеров ВСП и/или ПВП, является существенным или репрезентативным для всей группы показателей. При этом использование лишь одного из показателей может быть обусловлено:

- его достаточно высокой адекватностью представления объекта и/или слабой изменчивостью остальных (см. рис. П4.1, где показатель V слабо отличается у разных ПВП);
- методической сложностью использования нескольких показателей одновременно.

Если принято, что для значений пар показателей ПВП, представленных на рис. П4.1, показатель безрисковости (U) более предпочтителен, то все объекты следует упорядочить по U , что приведет к ранжировке, представленной на рис. П4.2. Здесь обобщенным (скалярным) показателем W становится U , как доминирующий из двух показателей U, V .



Рисунок П 4.1 - Графическое представление показателей различной значимости

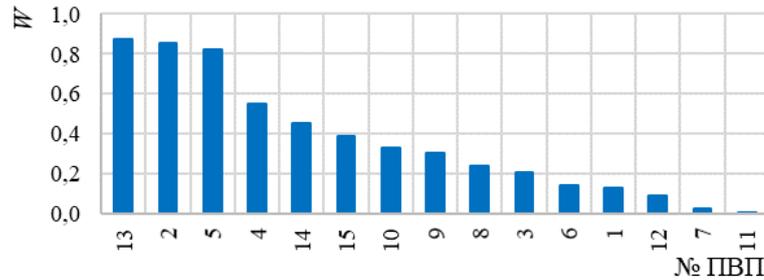


Рисунок П 4.2 - Ранжировка ПВП по главному (доминирующему) показателю

Метод гарантирующего (максиминного) показателя. Эта свертка основана на принципе гарантированного результата, или игровом принципе, или принципе максимина, или критерии Вальда [27, 85, 90, 167].

Пусть все показатели приведены к единой шкале (например, принимают значения на интервале $[0; 1]$) и однонаправлены, т.е., например, их необходимо максимизировать. Применительно к СВК - следует стремиться к повышению безрисковости (U) и повышению качества ВК (V) для любой ПВП. Тогда каждому ПВП в качестве его КПК (W) следует поставить в соответствие наименьшее (наихудшее) значение, что и означает «гарантированность» того, что из совокупности значений показателей конкретной ПВП более худшего нет. Это единственное значения и следует использовать для дальнейшего анализа (пример см. в табл. П4.1 и рис. П4.3).

Таблица П4.1 - Значения показателей ПВП

№ ПВП (k)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
КПР (U_k)	0,13	0,86	0,20	0,55	0,82	0,14	0,03	0,24	0,31	0,33	0,00	0,09	0,88	0,45	0,39
КПЭ (V_k)	0,38	0,68	0,05	0,55	0,42	0,50	0,58	0,83	0,63	0,97	0,04	0,39	0,58	0,83	0,14
КПК (W_k)	0,13	0,68	0,05	0,55	0,42	0,14	0,03	0,24	0,31	0,33	0,00	0,09	0,58	0,45	0,14

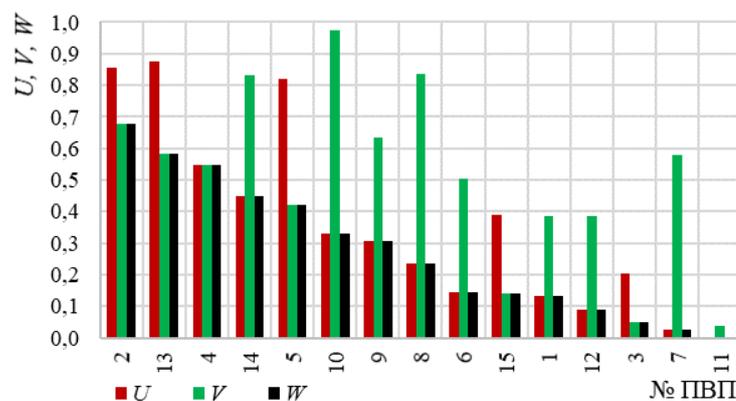


Рисунок П 4.3 - Графическое представление гарантирующего показателя

Из всей совокупности показателей КПК для приведенного набора данных максиминное

(т.е. максимальное из минимальных) значение соответствует 2-му ПВП и составляет значение $W = 0,68$. Или для произвольного числа показателей максиминное значение вычисляется следующим образом:

$$k_{opt} = arg \left(\max_k \min_j r_k^j \right), \quad (П4.1)$$

где использованы для удобства и единообразия обозначения показателей: $r_k^1 \triangleq U_k$, $r_k^2 \triangleq V_k$.

Метод линейной (аддитивной) свертки показателей. Этот метод свертки нескольких показателей в единый интегральный заключается в их суммировании с некоторыми весовыми коэффициентами:

$$W_k = \sum_{j=1}^N \beta^j r_k^j, \quad (П4.2)$$

где β^j - весовой коэффициент (вес) j -го показателя, для которых, как правило, должно выполняться условие нормировки $\sum_{j=1}^N \beta^j = 1$. При таком варианте весов их можно интерпретировать и как вероятности использования того или иного показателя в составе интегрального.

Для вычисления интегрального показателя по каждой ПВП необходимо выполнить следующую операцию: $W_k = \beta^U U_k + \beta^V V_k$, или с учетом нормировки весов:

$$W_k = \beta U_k + (1 - \beta) V_k. \quad (П4.3)$$

Следует отметить, что интегральный показатель W_k для каждой ПВП, как и частные, в него входящие, будет принимать значения от 0 до 1. В случае равной важности частных показателей ($\beta = 0,5$) ранжировка ПВП по значениям интегрального показателя (для исходных данных табл. П4.1) приведена на рис. П4.4.

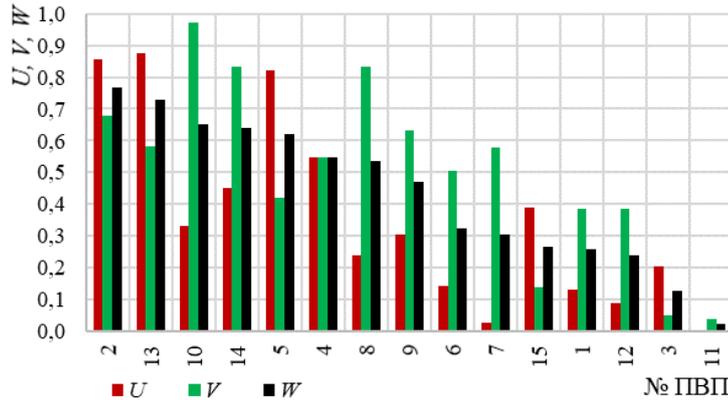


Рисунок П 4.4 - Графическое представление линейной свертки показателей

Основная проблема метода линейной свертки заключается в обоснованном задании весов β^j . Эти коэффициенты, как правило, должны назначаться исходя из *принципа целесообразности*. Назначение при этом должно выполняться в рамках строгой экспертной процедуры, выполняемой одним или группой экспертов. Поскольку показатели являются лишь «сырьем» для процедур управления эффективным расходованием бюджетных средств, то при одних обстоятельствах могут доминировать веса одного частного показателя, а в других случаях - другого. Например, при несимметричных значениях частных показателей ПВП, представленных на рис. П4.1 (при слабых проявлениях показателя качества СВК), когда есть потребность в улучшении качества СВК, этому показателю может назначаться и больший вес.

Метод «идеальной точки». Основной подход к конструированию интегрального показателя в рамках этого метода заключается в том, что, как и представлено на рис. П4.1, совокупность значений показателей любой ПВП представляется точкой в пространстве показателей, где координаты точки - это значения частных показателей. При этом предполагается, что существует представление о том, какие значения каждого из показателей являются идеальными (желательными, целевыми). Тогда мерой (интегральным показателем) близости ПВП к идеальному состоянию служит расстояние в декартовом пространстве от точки,

соответствующей ПВП, до точки, соответствующей идеальному состоянию (рис. П4.5):

$$W_k = \sqrt{(U_k - U^*)^2 + (V_k - V^*)^2}, \quad (\text{П4.4})$$

где (U^*, V^*) - координаты идеальной точки. Для удобства дальнейшего применения показателя (П4.4) желательно его нормировать, приведя к интервалу $[0; 1]$ путем деления на коэффициент равный величине $\sqrt{2}$.

Чем ближе к идеальной точке расположена точка, соответствующая значениям частных показателей ПВП, тем лучше интегральное состояние ПВП. Для любой ПВП такой идеальной точкой в пространстве показателей (U, V) является точка с координатами $(1, 1)$, что соответствует абсолютному отсутствию рисков и абсолютно эффективной работе СВК ПВП.

Для произвольного количества частных показателей (в том числе для интеграции показателей тестов) вычисление интегральных показателей k -го ПВП, с учетом условия нормировки, осуществляется следующим образом:

$$W_k = \frac{1}{\sqrt{N}} \sqrt{\sum_{j=1}^N (r_k^j - r_*^j)^2}, \quad (\text{П4.5})$$

где r_*^j - идеальное значение j -го из N частных показателей.

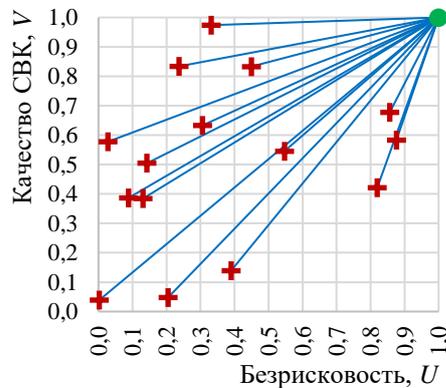


Рисунок П 4.5 - Графическое представление метода идеальной точки

Ранжировка ПВП на основе метода идеальной точки приведена на рис. П4.6, где отображено в качестве меры не расстояние до идеальной точки, а его дополнение до единицы.

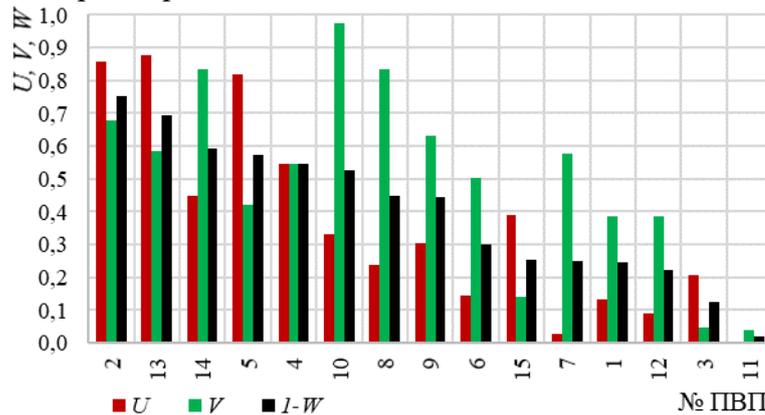


Рисунок П 4.6 - Ранжировка ПВП методом идеальной точки

Такое представление интегрального критерия более удобно, т.к. позволяет этот вариант свертки сравнивать с другими, поскольку в них большему значению интегрального показателя соответствует лучший объект (ПВП), в то время как при использовании расстояния до идеальной точки - лучшему ПВП будет соответствовать меньшее значение.

Метод Парето, основанный на доминировании. Принцип доминирования одного объекта над другим заключается в следующем [38, 85, 90, 167]. В рассматриваемом нами случае сравниваемыми объектами являются все возможные пары ПВП. Каждая ПВП представлена

совокупностью показателей, в частности - парой значений показателей (U_k, V_k) . Тогда любая пара ПВП, с номерами соответственно k и h , описывается своими наборами значений показателей - (U_k, V_k) и (U_h, V_h) . Принцип доминирования можно сформулировать следующим образом: k -й объект доминирует над h -м объектом, если по всем частным показателям k -й объект не уступает h -ому объекту, а хотя бы по одному из них лучше.

В отличие от других методов свертки нескольких частных показателей в один интегральный, метод Парето не заменяет набор частных показателей одним интегральным, т.е. не дает алгоритма вычисления интегрального показателя для каждого из объектов (ПВП).

Основным практическим применением метода Парето является выделение из всего множества объектов, описываемых набором частных показателей, некоторой малой совокупности объектов, которые доминируют над всеми остальными. Такой набор называется *множеством Парето* или *границей Парето* (т.к. состоит из элементов, лежащих на границе всего множества объектов). Внутри такого множества уже невозможно выполнить разбиение объектов по принципу доминирования. Часто на практике бывает так, что множество Парето состоит из единственного объекта, тогда он и признается наилучшим. Если множество Парето содержит несколько объектов, то все они «равно хороши». Но если среди них необходимо выбрать один, то следует ввести некоторую дополнительную меру, позволяющую установить отношение порядка среди элементов множества Парето.

Поскольку для множества ПВП важным является их упорядочение с целью выявления среди них «передовиков» и «отстающих» для мониторинга состояния и планирования проверок, то с помощью метода Парето все множество ПВП можно разбить на группы «от лучших к худшим» или наоборот. Такое разбиение, как совокупность границ Парето, поочередно снимаемых со всего набора точек, соответствующих значениям частных показателей ПВП, приведено на рис. П4.7, где пунктиром показан ряд последовательных границ Парето, а круглыми маркерами - средние значения показателей U и V в каждой из этих групп.

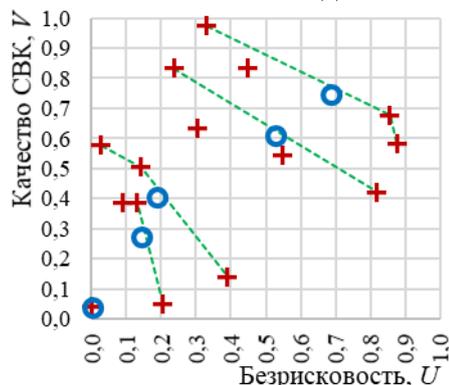


Рисунок П 4.7 - Группировка ПВП по границам Парето

Средние значения частных показателей в каждой из групп ПВП позволяют их ранжировать. При этом ранжировка может быть выполнена по любому из частных показателей, например, по уровню безрисковости (см. рис. П4.8).

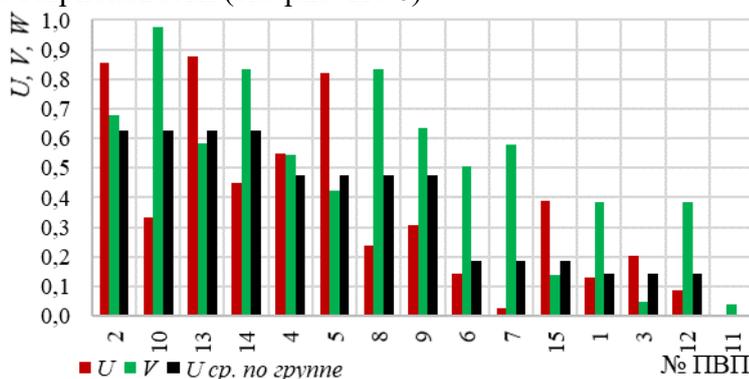


Рисунок П 4.8 - Ранжировка ПВП по группам границ Парето

Применение метода Парето обладает следующими характерными свойствами по сравнению с другими методами построения интегрального показателя по совокупности частных:

1. Метод Парето не требует какой-либо дополнительной информации кроме значений частных показателей, а значит нет необходимости привлекать дополнительные субъективные данные от экспертов и/или менеджеров при вычислении значений интегральных оценок. Т.е. ранжировка по Парето является наиболее объективным (без субъективных элементов) видом построения интегрального показателя по совокупности частных.

2. Вместе с тем ранжировка ПВП по Парето оказывается несколько более «грубой», чем это выполняется другими методами, т.к. позволяет ранжировать ПВП с точностью до групп ПВП. Однако, часто на практике такой степени детализации бывает достаточно для принятия решения о включении той или иной ПВП в план проверок. А если и возникает потребность как-то упорядочить ПВП внутри группы, то это может быть выполнено на этапе планирования проверок.

Рекомендации и требования при реализации алгоритмов свертки и интеграции показателей.

1. Для получения оценки интегрального показателя ПВП по набору значений частных показателей помимо приведенных методов могут быть использованы и другие варианты свертки, в частности, такие как:

- мультипликативные (например, в форме Кобба-Дугласа);
- с нелинейными (штрафными) весами;
- комбинации рассмотренных в данном разделе вариантов свертки.

2. Все варианты свертки делятся на две группы:

- методы, сводящие частные показатели к одному интегральному (например, методы линейной свертки, максиминный и т.п.). В них, как правило, требуется дополнительная информация от менеджеров или экспертов;
- свертки, направленные на упрощающие ранжировки ПВП путем уменьшения количества рассматриваемых вариантов или группировкой (например, метод Парето).

3. Для применения методов свертки, как правило, необходимо, чтобы частные показатели были сравнимы между собой, что часто выполняется с помощью нормировки - приведением к безразмерной величине на интервале $[0; 1]$. Это позволяет сделать их однородными, а принимаемые ими значения - сравнимыми.

4. В тех случаях, когда в процедурах свертки участвуют эксперты или менеджеры, могут возникать дополнительные проблемы, такие как:

- появление дополнительных источников субъективной неопределённости в лице экспертов;
- необходимость подбора экспертов, оценки их компетентности и других характеристик.

5. Приведенные выше варианты свертки частных показателей позволяют **сформулировать ряд требований** к ним, например, следующих:

- частные показатели должны быть некоррелированными (т.е. их коэффициент корреляции должен быть близким к нулю). Например, для данных, представленных на рис. П4.5, коэффициент корреляции $\eta = 0,28$, а для данных, приведенных на рис. П4.9 - $\eta = 0,81$. Во втором случае высокий уровень корреляции является хорошим основанием для рассмотрения в качестве интегрального показателя одного из частных. Близость коэффициентов корреляции к единице (по абсолютному значению) является существенным основанием для исключения из рассмотрения всех сильно коррелированных показателей, что упрощает размерность задачи анализа;

- вариант применяемой свертки частных показателей должен выбираться, исходя из целей задач, решаемых в дальнейшем на основе получаемых интегральных показателей. Причем выбор того или иного варианта интеграции частных показателей не должен быть «на все времена» и не должен быть предметом субъективного неструктурированного выбора экспертом или менеджером. Процедура выбора варианта интеграции должна быть встроена в состав ИАС и

«срабатывать автоматически» в зависимости от потребностей пользователя, т.е. стать элементом системы поддержки принятия решений (планирования, управления, и т.п.), возможно и с привлечением экспертных оценок;

- набор частных показателей ПВП и/или тестов, используемых для мониторинга ПВП, не должен оставаться «незыблемой догмой» с постоянным их составом. Значимость каждого из частных показателей, входящих в состав любого теста или характеризующих работу ПВП в целом, со временем и в зависимости от текущих обстоятельств и целей управления, может претерпевать изменения, а значит необходимо постоянно корректировать состав частных показателей тестов и ПВП в целом, добавляя новые или изымая неэффективные. Значимость частных показателей при их свертке в интегральные (на разных уровнях интеграции при тестировании) также должна корректироваться в зависимости от перечисленных факторов. Однако эта корректировка должна быть ненавязчивой и носящей латентный характер, что возможно воплотить в алгоритмы, реализуемые в ИАС и работающие на основе автоматизированных экспертных процедур и решения обратных задач [77, 78, 83, 95, 96, 102, 122, 126], обеспечивающих адаптацию моделей, коэффициентов, параметров к реальной ситуации. Общая схема такой корректировки на двух уровнях иерархии (ВСП-ПВП) приведена на рис. П4.10. При этом следует отметить, что состав частных показателей и весовых коэффициентов на уровне ПВП (для целей СВК ПВП) и на уровне ВСП (для целей ВСП) могут быть различными.

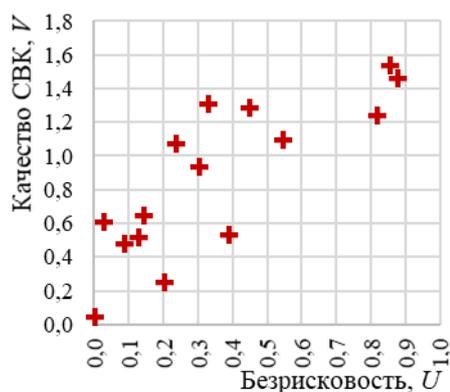


Рисунок П 4.9 - Графическое представление коррелированных частных показателей ПВП

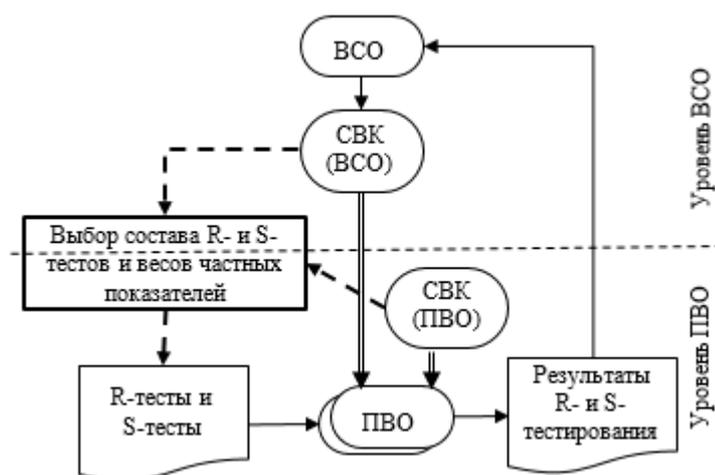


Рисунок П 4.10 - Схема корректировки состава и параметров показателей

Приложение 5. Алгоритмы решения обратной задачи линейного программирования

Задача линейного программирования (ЗЛП) является наиболее широко распространенной [3, 11, 71, 72, 159, 181, 182, 365, 478] задачей условной оптимизации или моделью поиска оптимального решения при линейной целевой функции (ЦФ) и линейных ограничениях.

Автором данного исследования разработаны [77, 78, 102] методы и алгоритмы решения обратной ЗЛП (ОЗЛП), в которой по ограничениям, отражающим текущую ситуацию, требующую принятия решения (СТПР), и по решениям, принятым лицом, принимающим решения (ЛПР), вычисляются оценки коэффициентов линейной ЦФ, аппроксимирующей целевые предпочтения ЛПР.

В данном приложении кратко изложен один из алгоритмически наиболее эффективных методов решения ОЗЛП - метод основанный на спектральном представлении ЗЛП.

П5.1. Постановка задачи линейного программирования

Одна из форм ЗЛП [159] имеет следующий вид. Целевая функция (ЦФ):

$$L(\bar{x}) = \sum_{j=1}^n c_j x_j, \quad (\text{П5.1})$$

где L - целевой показатель; $\bar{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ - вектор переменных ЗЛП; T - символ транспонирования; $\bar{c} = [c_1 \ c_2 \ \dots \ c_n]^T$ - вектор коэффициентов целевой функции ЗЛП.

Критерий (правило) выбора оптимального решения \bar{x}^{opt} :

$$\bar{x}^{opt} = \arg \max_{\bar{x} \in \Omega} L(\bar{x}), \quad (\text{П5.2})$$

Ω - область допустимых решений (ОДР) или допустимая область варьирования переменных x_j .

Ограничения ЗЛП часто можно представить двумя группами неравенств – одна отражает ограничения на распределяемые ресурсы:

$$\left. \begin{aligned} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n &\leq a_{10} \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n &\leq a_{20} \\ &\dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n &\leq a_{m0} \end{aligned} \right\}, \quad (\text{П5.3})$$

или в векторно-матричной форме:

$$A\bar{x} \leq \bar{a}_0, \quad (\text{П5.4})$$

где $A = \|a_{ij}\|_{mn}$ - матрица потребностей в ресурсах; $\bar{a}_0 = \|a_{i0}\|_m$ - вектор доступных к распределению ресурсов.

Другая группа – это ограничения на диапазон варьирования каждой из переменных, которые иногда называют условиями физической реализуемости (т.е., например, количество ресурса не может быть отрицательным):

$$x_j \geq 0, \quad j = \overline{1, m} \quad (\text{П5.5})$$

или в векторно-матричной форме:

$$\bar{x} \geq 0. \quad (\text{П5.6})$$

Ограничения (П5.3)-(П5.6) задают область допустимых решений задачи.

Взаимосвязь параметров в ЗЛП условно представлена на схеме рис. П5.1, где совокупность параметров $\{A, \bar{a}_0\}$ отражает текущую СТПР.

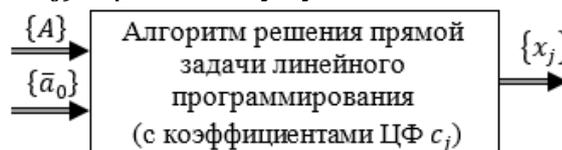


Рисунок П 5.1 - Взаимосвязь параметров прямой ЗЛП

На рис. П5.1 фигурными скобками показана совокупность наблюдений, т.е., например, $\{A\} \triangleq \{A^1, A^2, \dots, A^K\}$, где K - количество наблюдений (объем выборки).

Приведенная постановка ЗЛП представляет собой одну из форм задачи. Существуют и

другие формы ЗЛП, например, в которых ограничения могут быть смешанными (со знаками \leq , \geq , $=$), критерий задачи может быть на минимум, а ограничения физической реализуемости (П5.6) могут отсутствовать. Однако, в теории линейного программирования показано, что все формы ЗЛП могут быть преобразованы одна в другую. Поэтому, без потери общности, здесь рассмотрена задача в постановке (П5.1)-(П5.6). Эта форма удобна для иллюстрации решений и конструирования обратной задачи.

Для решения ЗЛП разработано много строгих, эвристических и численных методов [159, 365, 478]. Наиболее известный среди них - это симплекс-метод, но поскольку он в некоторых случаях может не приводить к решению ЗЛП, разработаны его модификации (с включением эвристических элементов), лишенные этих недостатков. Три метода решения произвольных задач математического программирования, в том числе и ЗЛП, реализованы, например, в надстройке «Поиск решений» *MS Excel*. Однако, инструменты «Поиска решений» имеют ограничения, в том числе по количеству переменных и ограничений решаемой задачи (в разных версиях - не более 100-200 переменных). Существуют и специализированные (профессиональные) программы решения ЗЛП большой размерности [121].

Для иллюстрации того, как устроена задача (П5.1)-(П5.6) рассмотрим простой пример для двух переменных.

Пример. Исходные данные задачи:

$$L(x_1, x_2) = x_1 + x_2 \quad (\text{П5.7})$$

$$\{x_1^{opt}, x_2^{opt}\} = \arg \max_{\{x_1, x_2\} \in \Omega} L(x_1, x_2) \quad (\text{П5.8})$$

$$\left. \begin{aligned} x_1 + 2x_2 &\leq 2 \\ 2x_1 + x_2 &\leq 2 \\ x_1 &\geq 0 \\ x_2 &\geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (\text{П5.9})$$

Графическая иллюстрация приведена на рис. П5.2.

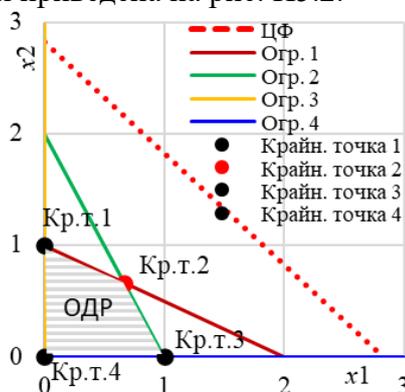


Рисунок П 5.2 - Графическое представление прямой ЗЛП

На рис. П5.2 все 4 линии ограничений, а область, общая для всех 4-х ограничений (П5.9) является областью допустимых решений (ОДР - выделена на рисунке). Одна из линий уровня ЦФ показана красным пунктиром. Согласно теории линейного программирования, решение ЗЛП находится в одной из крайних точек ОДР. Для данной задачи решением является 2-я из четырех крайних точек ОДР («Кр.т.2» - выделена красным цветом), ей соответствует решение: $x_1 = 0,67$; $x_2 = 0,67$; $L = 0,94$.

Обратим внимание на важную особенность найденного решения ЗЛП - те ограничения, которые образуют точку, соответствующую решению, *обращаются в этой точке в равенства*. Это справедливо для ЗЛП любой размерности [77, 102, 159], причем, количество ограничений, образующих эту точку равно размерности пространства переменных задачи. Этот признак может служить индикатором входимости гиперплоскости того или иного ограничения в состав пучка гиперплоскостей, образующих точку-решение. Эти ограничения будем называть *активными*.

П5.2. Концепция решения обратной задачи линейного программирования

В любом из алгоритмов решения ОЗЛП [77, 78, 102] параметры на входе и выходе

показаны на рис. П5.3.

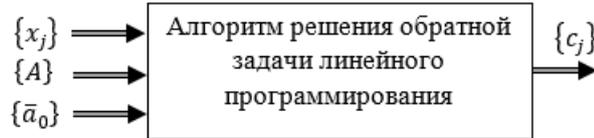


Рисунок П 5.3 - Взаимосвязь параметров обратной ЗЛП

Концепция алгоритма решения ОЗЛП заключается в следующем:

1. Линии (гиперплоскости) уровня целевой функции находятся между (в секторе) линиями (гиперплоскостями), образующими крайнюю точку области допустимых решений (ОДР), выбранную лицом, принимающим решения, в качестве оптимальной.

Это обстоятельство можно проиллюстрировать и на примере, приведенном на рис. П5.2. Если лицу, принимающему решения, предъявлены ограничения (П5.9) и ЛПР считает, что оптимальное решение - это крайняя точка 2, образованная ограничениями 1 и 2, то линия уровня неизвестной целевой функции данного ЛПР лежит в интервале наклона (в секторе) от линии 1-го до линии 2-го ограничений. Если бы ЛПР счел оптимальной 1-ю крайнюю точку, то линии уровня (их наклон) лежали бы между линиями 1-го и 3-го ограничений.

Тогда вторая часть концепции алгоритма решения ОЗЛП заключается в следующем:

2. Для выборки наблюдений $\{A, \bar{a}_0, \bar{x}\}$ оценкой вектора коэффициентов целевой функции ЛПР (\bar{c}) является пересечение указанных секторов для всего множества наблюдений.

Такая концепция позволяет построить интервальный алгоритм [102] решения ОЗЛП, поскольку на каждом шаге наблюдений оценка ЦФ представлена интервалом углов. Однако, в силу громоздкости интервального алгоритма, на практике удобнее использовать более алгоритмически простой точечный алгоритм [102], основанный на понятии спектра.

П5.3. Спектры задачи линейного программирования

Поясним понятие спектра на примере, приведенном выше.

Поскольку для выявления предпочтений ЛПР в форме ЦФ, аппроксимирующей эти предпочтения, важен наклон линий уровня которой лежит в интервале между линиями ограничений, образующих крайнюю точку, выбранную ЛПР, то предлагается учитывать эти углы не между самими линиями (гиперплоскостями) ограничений, а между ортогональными им (нормальными, перпендикулярными к ним) векторами.

Таким образом, основной ключевой момент точечного алгоритма заключается в замене гиперплоскостей ограничений векторами и в дальнейшей работе с этими векторами. На рис. П5.4 показано графическое представление той же прямой ЗЛП, но уже с векторами, нормальными к этим линиям (гиперплоскостям) ограничений-неравенств.

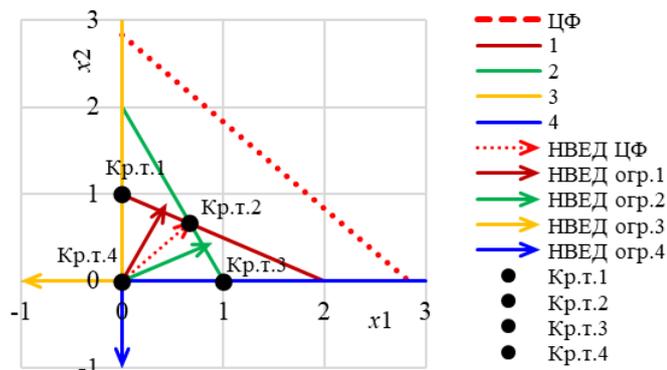


Рисунок П 5.4 - Графическое представление прямой ЗЛП с векторным представлением ограничений

При этом все векторы сведены к началу координат, и они растянуты/сжаты до единичной длины, т.к. положение векторов в пространстве и их исходный размер не имеет значения для алгоритма решения ОЗЛП. Единичная длина векторов линий (гиперплоскостей) ограничений

необходима для корректной работы точечного алгоритма.

Определение П5.1. Вектор, ортогональный (нормальный) гиперплоскости (ограничения или целевой функции), исходящий из начала координат (в пространстве переменных) и приведенный к единичной длине будем называть *нормальными векторами единичной длины* (НВЕД).

Координаты НВЕД, например, для i -го ограничения определяются по коэффициентам левых частей ограничений (П5.3) или (П5.4):

$$e_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sqrt{\sum_{j=1}^n a_{ij}^2}}, \quad (\text{П5.10})$$

где знаменатель выполняет нормирующую функцию, приводящую длину вектора к единице.

Свойство П5.1. Соответствие вектора гиперплоскости его ограничения является однозначным, а обратное соответствие неоднозначно, т.к. по любому НВЕД можно построить любое множество гиперплоскостей, отличающихся на константу смещения в пространстве. Т.е. НВЕД не определяет однозначного ограничения. Однако, для алгоритма решения ОЗЛП этого и не требуется.

Поскольку все НВЕД «пристегнуты» к началу координат, то их положение в пространстве переменных однозначно определяется координатами точки конца вектора, вычисляемыми по (П5.10). При этом операции сложения векторов превращаются в операции сложения их координат, а нормирование векторов (приведение к единичной длине) выполняется делением на корень квадратный из суммы квадратов этих координат. Но не при всех операциях алгоритма решения ОЗЛП необходимо нормирование.

Если в традиционном представлении ЗЛП каждой точке-решению соответствовало множество пересекающихся в этой точке гиперплоскостей (линий), то с учетом НВЕД каждой точке-решению соответствует множество векторов. Так решению-крайней точке 2 (см. рис. П5.4) соответствуют НВЕД ограничений 1 и 2. Можно построить аналогично и НВЕД ЦФ.

Определение П5.2. Совокупность *НВЕД всех ограничений и НВЕД целевой функции* называется *полным спектром задачи* линейного программирования.

Определение П5.3. Совокупность *НВЕД всех ограничений* называется *спектром задачи* линейного программирования.

Не все ограничения задачи могут образовывать ОДР.

Определение П5.4. Совокупность *НВЕД ограничений*, образующих область допустимых решений ЗЛП, называется *спектром ОДР* ЗЛП.

Спектр ОДР является подмножеством спектра задачи. В свою очередь, часть из гиперплоскостей ограничений, образующих ОДР, участвуют в образовании крайней точки - оптимального решения ЗЛП.

Определение П5.5. Совокупность *НВЕД ограничений, образующих крайнюю точку-оптимальное решение ЗЛП*, называется *спектром решения* задачи линейного программирования.

Часто в задачах распределения ограниченных ресурсов [77, 78, 159], структурно адекватных ЗЛП, СТПР отличаются лишь правыми частями ограничений, т.е. ресурсами, имеющимися на момент принятия решения. Это, как правило, задачи производственного типа [77, 90, 159], в которых левые части ограничений отражают спецификацию (калькуляцию) производимой продукции, которая от одной ситуации к другой остается неизменной, а значит и спектр задачи не меняется от одной СТПР к другой. Изменения в правых частях ограничений будут приводить лишь к параллельному смещению линий ограничений, что, конечно, может приводить и к различным точкам-оптимальным решениям. А это значит, что от одной СТПР к другой будут изменяться лишь подмножества активных ограничений и соответствующие им множества активных НВЕД, т.е. *спектр решения*. Однако, эти подмножества будут состоять из векторов неизменного спектра задачи и от одной СТПР к другой спектр задачи изменяться не будет.

Определение П5.6. Спектр задачи, в которой левые части ограничений остаются неизменными от одной СТПР к другой, называется *дискретным спектром задачи* линейного программирования.

Определение П5.7. Спектр задачи, в которой левые части ограничений изменяются от одной СТПР к другой, называется *непрерывным спектром задачи* линейного программирования. Отметим, без доказательства, еще ряд свойств спектрального представления ЗЛП.

Свойство П5.2. В прямой ЗЛП вектор (НВЕД) ЦФ известен, в силу того, что ЦФ задана, а значит можно воспользоваться (П5.10). Тогда n ближайших к нему НВЕД соответствуют гиперплоскостям тех ограничений, которые *обращаются в равенства и образуют точку оптимального решения*. Здесь n - размерность пространства переменных.

Это свойство отражает *необходимое условие оптимальности* крайней точки ОДР в терминах НВЕД.

Свойство П5.3. В обратной задаче линейного программирования вектор (НВЕД) ЦФ априори не известен. Однако, наряду со всеми ограничениями, известно и оптимальное решение в виде точки в n - мерном пространстве переменных, где часть (n) ограничений обращаются в равенства. Этим n ограничениям однозначно соответствуют n НВЕД оптимального решения. Тогда НВЕД ЦФ находится внутри n - мерной пирамиды, образованной этими n НВЕД, т.е. *НВЕД ЦФ является нормированной линейной комбинацией n НВЕД решения* (спектра решения).

Это свойство отражает *достаточное условие оптимальности* крайней точки ОДР в терминах НВЕД, т.е., если оценка ЦФ, построенная как линейная комбинация спектра решения, этого *достаточно*, чтобы эта оценка, будучи нормированной, была принята в качестве НВЕД ЦФ. Это не предполагает взаимно-однозначного соответствия спектра решения и НВЕД целевой функции, поэтому порождает *множественность решения обратной ЗЛП*, т.е. всякой выборке $\{A, \bar{a}_0, \bar{x}\}$ может соответствовать множество НВЕД ЦФ, как оценки искомой ЦФ (\bar{c}).

Свойство П5.4. Если ЗЛП имеет *дискретный спектр*, т.е. состав НВЕД спектра задачи не меняется от одной СТПР к другой, то существует предельная точность оценивания искомой ЦФ. Т.е. если, начиная с какой-то итерации (очередной СТПР), состав спектра решения (как оценка ЦФ), не меняется, то окончательную оценку ЦФ следует формировать из векторов данного состава спектра решений, например, как их линейная комбинация. Проиллюстрируем это на примере, представленном на рис. П.5.5.

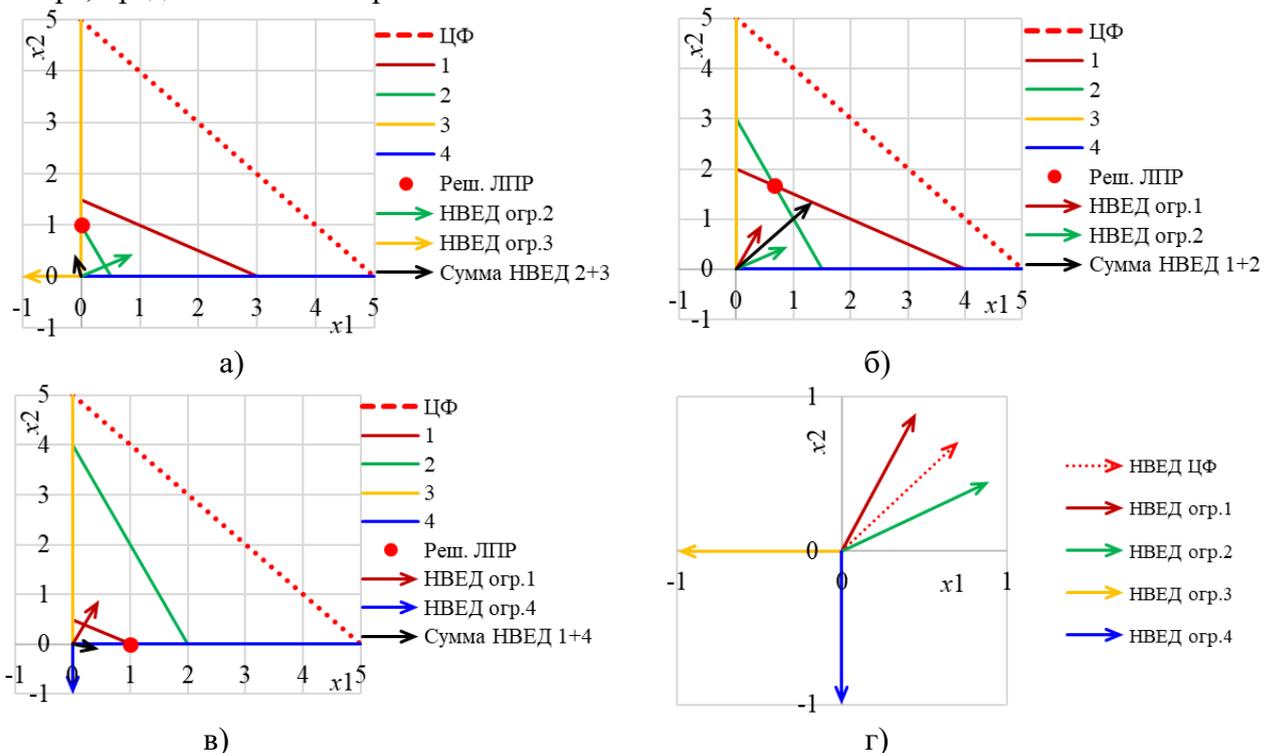


Рисунок П 5.5 - Графическое представление решения ЗЛП для трех СТПР

В продолжение рассматриваемого примера, но уже для ОЗЛП, рассмотрим ситуацию, когда ЛПР принимает решения в некоторой прикладной среде для различных исходных данных (трех СТПР). Эти ситуации отличаются ограничениями, но предполагается, что целевые предпочтения ЛПР остаются неизменными. Графически эти три СТПР представлены на рис. П.5.5.

Эти три СТПР представлены на рис. П5.5 тремя отдельными диаграммами (а, б, в), на каждой из которых кроме линий ограничений показаны и спектры решения. Кроме того, по каждой СТПР для пары НВЕД построена и их сумма. Суммарный вектор не нормирован. Таким образом, этот суммарный вектор является некоторым отображением принятого решения. На рис. П5.5 г показан *полный спектр задачи*.

Свойство П 5.5. Длина суммарного вектора всех НВЕД спектра решения является мерой информативности решения о ЦФ задачи линейного программирования. Это отражает то обстоятельство, что более тупой угол образуют гиперплоскости точки-решения (и тем меньший угол между НВЕД спектра решения), тем меньше степеней свободы у вектора- оценки ЦФ, поскольку НВЕД ЦФ должен лежать внутри пучка спектра решения (см. свойство П5.3).

П 5.4. Точечный одношаговый алгоритм решения обратной задачи линейного программирования

При решении обратной ЗЛП предполагается, что возникает ряд СТПР и отклик (решение) ЛПР на каждую из них. Т.е. любая выборка K наблюдений представлена тремя группами значений $\{A^k, \bar{a}_0^k, \bar{x}^k\}$, где k - номер шага наблюдений ($k = \overline{1, K}$).

Предложенный [77, 78, 102] алгоритм решения обратной ЗЛП называется *точечным* поскольку на каждом шаге наблюдения оценка ЦФ ЛПР вычисляется как точка (вектор) в пространстве переменных. В интервальном алгоритме [77, 78, 102] оценка строится как интервал (область) в пространстве переменных.

Концепцию точечного алгоритма проиллюстрируем на тех трех наблюдениях, которые представлены на рис. П5.5. Она заключается в том, что от шага к шагу складываются суммарные вектора каждого наблюдения. Эта процедура графически показана на рис. П5.6.

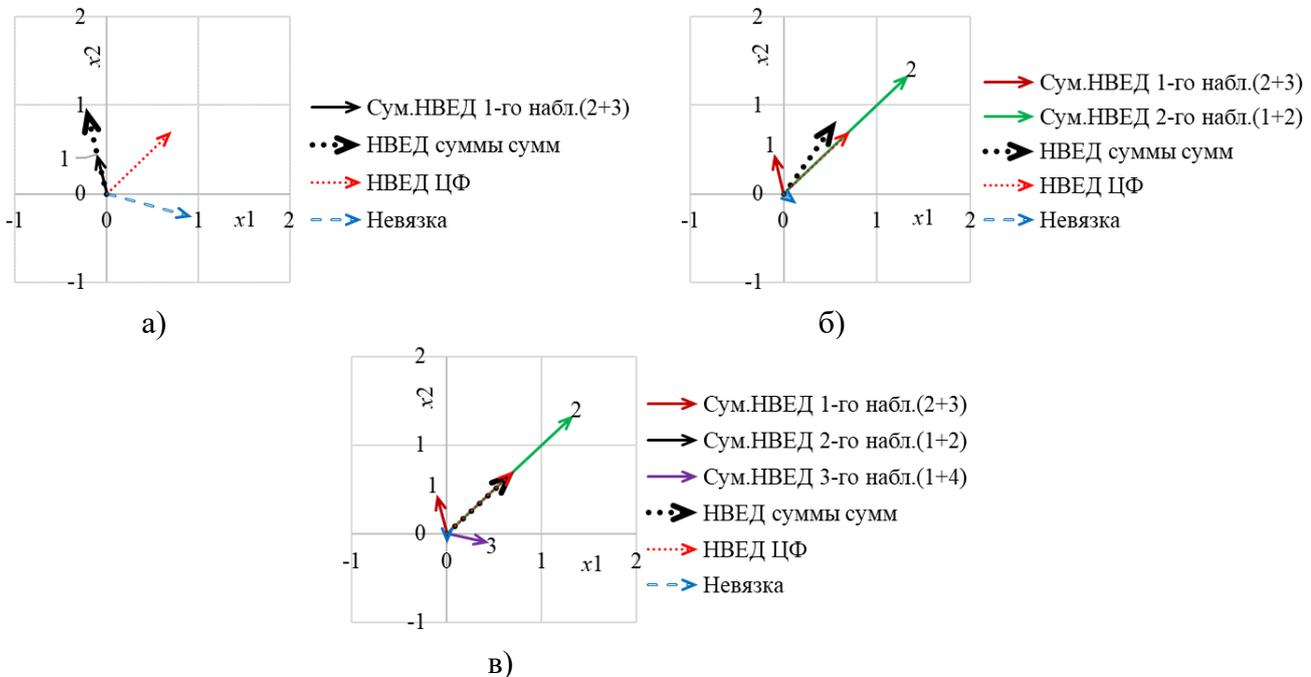


Рисунок П 5.6 - Графическая иллюстрация алгоритма решения обратной ЗЛП для трех наблюдений

Здесь приведен НВЕД модельной ЦФ (красный пунктир). Вектор «НВЕД суммы сумм» является текущей оценкой модельной ЦФ, построенной по алгоритму решения обратной ЗЛП. Вектор «Невязка» является вектором разности модельной ЦФ и ее текущей оценки. На рис. П5.6

в) видно, что длина вектора невязки становится нулевой, это значит, то дальнейшие итерации решения обратной ЗЛП не имеют смысла - ЦФ ЛПР оценена (идентифицирована).

В общем виде алгоритм решения обратной ЗЛП можно представить следующей последовательностью этапов для любой выборки объемом K [77, 78, 102]:

1-й этап. Для каждого k -го наблюдения (из выборки объемом K) выделить активные ограничения (т.е. спектр решения - где неравенства обращаются в равенства), здесь i – номер ограничения; j – номер переменной:

$$\sum_{j=1}^n a_{ij}^k x_j^k = a_{i0}^k. \quad (\text{П5.11})$$

2-й этап. Привести к единичной длине (нормировать) все векторы текущего спектра решения. Координаты (j -е) i -го НВВД (\bar{e}_i^k) из спектра решения k -го наблюдения вычисляются следующим образом:

$$e_{ij}^k = \frac{a_{ij}^k}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (a_{ij}^k)^2}}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (\text{П5.12})$$

3-й этап. Для каждого k -го наблюдения вычислить суммарный вектор (\bar{s}^k) всех НВВД по множеству всех ограничений (M), образующих оптимальную крайнюю точку (т.е. по НВВД спектра решения). Обычно $M = n$. Координаты (j -е) вектора \bar{s}^k вычисляются следующим образом:

$$s_j^k = \sum_{i=1}^M e_{ij}^k, \quad j = \overline{1, n}. \quad (\text{П5.13})$$

Длина данного вектора является мерой информативности k -го решения (его весовым коэффициентом) и вычисляется как:

$$\beta^k = \sqrt{\left(\sum_{j=1}^n s_j^k \right)^2}. \quad (\text{П5.14})$$

Весовой коэффициент β^k может быть использован для отбора наиболее информативных наблюдений в выборку, что обеспечит ускорение сходимости оценки ЦФ. Или β^k может служить целевым показателем при планировании эксперимента на ЛПР для максимально быстрого выявления его предпочтений в виде оценки его ЦФ.

4-й этап. Для всех K наблюдений выборки вычислить НВВД \bar{e}^K , который и является оценкой коэффициентов ЦФ ЛПР. Для этого по всем K наблюдениям вычислить координаты q_j^K суммарного вектора \bar{q}^K :

$$q_j^K = \sum_{k=1}^K s_j^k, \quad j = \overline{1, n}. \quad (\text{П5.15})$$

Затем вектор \bar{q}^K следует нормировать (привести к НВВД), по координатам следующим образом:

$$e_j^K = \frac{q_j^K}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (q_j^K)^2}}. \quad (\text{П5.16})$$

При появлении всякого нового наблюдения этапы вычислений следует 1-4 повторяются вновь.

Полученный по K наблюдениям НВВД \bar{e}^K является текущей оценкой вектора ЦФ, которым «руководствуется» ЛПР при принятии решений. Поэтому значение вектора \bar{e}^K может быть использовано для решения прямой ЗЛП в новых СТПР. При этом точность решения будет зависеть от степени близости «реальной НВВД» ЦФ ЛПР и ее оценки - НВВД \bar{e}^K .

Данный алгоритм назван одношаговым [77, 78, 102] поскольку все данные выборки наблюдений обрабатываются не последовательно, а за один шаг, разбитый на 4 этапа вычислений.

Этот алгоритм дает лишь точечную оценку (П5.16) искомого вектора ЦФ ЛПР (координаты точки в пространстве переменных) и по ней невозможно определить, насколько она точна. Нельзя построить доверительный интервал (построить интервальную оценку). Нельзя определить, достаточен ли объем выборки для того, чтобы точечной оценке можно было доверять при решении прямой ЗЛП по данной оценке ЦФ.

Вопросы качества полученных оценок, т.е. адекватности модели предпочтений ЛПР, построенной в виде коэффициентов ЦФ ЗЛП, будут рассмотрены ниже. Один из способов текущего контроля качества модели предпочтений ЛПР заключается в использовании специально построенной СТПР, имеющей максимально информативную область допустимых решений - ОДР-полигон.

П 5.5. Тестовая область допустимых решений - полигон

Если ЗЛП имеет дискретный спектр, то СТПР будут отличаться в наблюдениях лишь правыми частями ограничений, а спектр задачи останется неизменным. Но ОДР для всякого СТПР будет своя, а значит и решения могут быть различными. Как отмечалось в свойстве П5.5, чем более тупой угол между гиперплоскостями, образующими точку оптимального решения, тем более информативным является это решение ЛПР для выявления его предпочтений в виде оценки ЦФ. Поэтому, если есть возможность предъявлять лицу, принимающему решения произвольные ОДР (как СТПР), то надо постараться сформировать ОДР с множеством одинаковых тупых углов [102], поскольку априори неизвестно, какой из них выберет ЛПР. Самый простой способ - это сформировать гиперплоскости ограничений, как касательные к гиперсфере. Такая тестовая ОДР (СТПР) называется [102] *полигоном*. Он обеспечивает максимально быстрое построение искомой оценки ЦФ ЛПР.

Но если для конкретного типа ЗЛП спектр задачи известен, то полигон можно построить также, располагая гиперплоскость каждого ограничения как касательную к гиперсфере радиуса R . В этом случае неизвестными остаются лишь значения правых частей такой ОДР (левые - те же, что и в ограничениях), которые, исходя из геометрических построений, могут быть вычислены следующим образом. Из геометрии известно, что расстояние от прямой, заданной уравнением $\sum_{j=1}^n a_j x_j + a_0 = 0$, до точки с координатами (b_1, b_2, \dots, b_n) определяется следующим выражением:

$$R = \frac{|\sum_{j=1}^n a_j b_j + a_0|}{\sqrt{\sum_{j=1}^n a_j^2}}, \quad (\text{П5.17})$$

где для ЗЛП точка (b_1, b_2, \dots, b_n) является центром гиперсферы радиуса R , уравнение соответствует любому (i -ому) ограничению-неравенству. Тогда для ЗЛП производственного типа, где точка гиперсферы находится в начале координат, т.е. все $b_j = 0$, правые части ограничений (из (П5.17)) полигона определяются как:

$$a_{i0} = R \sqrt{\sum_{j=1}^n a_{ij}^2}. \quad (\text{П5.18})$$

Для другого специального типа ЗЛП - транспортной задачи (ТЗ) центр гиперсферы, которой должны касаться все гиперплоскости ограничений, находится на расстоянии радиуса гиперсферы R от каждой координатной гиперплоскости, т.е. координаты точки $b_j = R$. Тогда правые части ограничений полигона ТЗ определяются как:

$$a_{i0} = R \left(\sum_{j=1}^n a_{ij} + \sqrt{\sum_{j=1}^n a_{ij}^2} \right). \quad (\text{П5.19})$$

Полигон может служить для текущей оценки степени сходимости оценок ЦФ ЛПР к фактическим значениям. Так для приведенного выше примера ОДР-полигон и показатели сходимости на нем оценок ЦФ на каждом шаге наблюдений приведены на рис. П5.7.

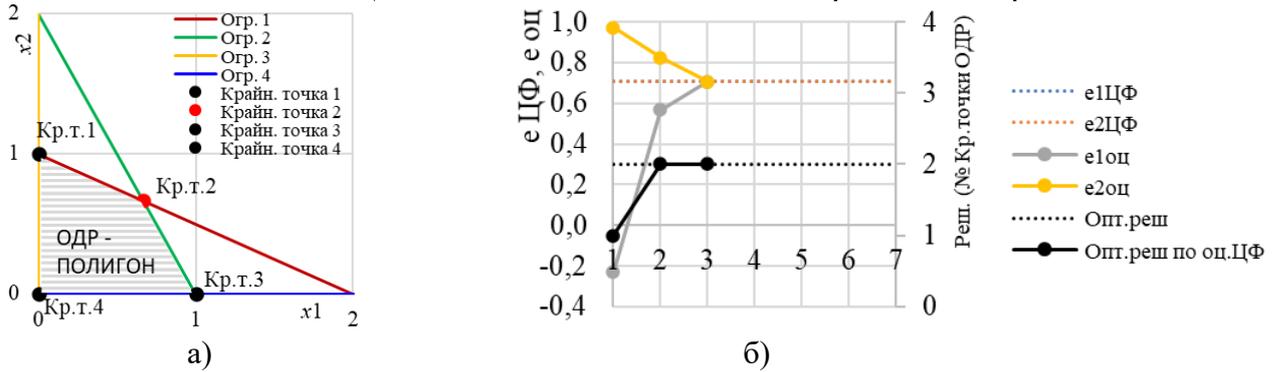


Рисунок П 5.7 - Иллюстрация полигона и сходимости оценок на нем

На диаграмме П5.7 б) показано, что координаты оценки ЦФ ЛПР ($e1oц$ и $e2oц$), вычисляемые по данным наблюдений, сходятся к своим истинным (модельным) значениям за 3 итерации (по трем наблюдениям соответствующих СТПР и решений, представленным на рис. П5.5 и П5.6). А если текущие оценки ЦФ использовать для решения прямой ЗЛП на полигоне (рис. П5.7 а), то уже за две итерации полученное по оценкам решение совпадает с оптимальным, полученным по модельной ЦФ. Таким образом, достаточность объема обучающей выборки наблюдений может быть определена, если, для возрастающего объема выборки, решения, полученные по оценкам ЦФ ЛПР на полигоне, уже не отличаются, то это и можно считать индикатором достаточности.

П5.6. Рекуррентный точечный алгоритм решения обратной ЗЛП

В вычислительной практике, когда элементы выборки наблюдений поступают последовательно по мере их возникновения, более удобными оказываются последовательные, и в частности, рекуррентные процедуры оценивания. В Приложении 7 приведен рекуррентный алгоритм для последовательного оценивания ЦФ ЛПР, построенный на основе *метода наименьших квадратов* (МНК) [13, 163, 334, 365, 402].

П5.6.1. Рекуррентный алгоритм решения обратной ЗЛП

При решении обратной ЗЛП всякое новое k -е наблюдение представляется спектром очередного решения, состоящего из совокупности M векторов \bar{e}_i^k (НВЕД), где $i = \overline{1, M}$. Здесь индекс номера наблюдения для удобства будем проставлять сверху, а снизу - номер НВЕД в спектре решения и индекс координаты в векторе. Каждый вектор \bar{e}_i^k можно считать «зашумленным» измерением фактического НВЕД ЦФ ЛПР \bar{c} . Аддитивный вектор погрешностей $-\bar{\varepsilon}^k$. Уравнение измерений, аналогичное уравнению (П7.1), с той лишь разницей, что $x_j^k \equiv 1$, для каждой отдельной j -й координаты в любом k -м наблюдении, можно представить в таком виде:

$$e_{ij}^k = c_j + \varepsilon_j^k. \quad (\text{П5.20})$$

Поскольку из вышеизложенного видно, что каждая координата вектора \bar{c} формируется независимо от других, это уравнение измерений можно рассматривать для каждой j -ой координаты искомого вектора \bar{c} .

Таким образом, наблюдается последовательность СТПР и принятых решений $\{A, \bar{a}_0, \bar{x}\}^k$, по которым после нормализации получается совокупность спектров решений $\{\bar{e}\}_i^k$. Алгоритм получения оценок ЦФ ЛПР по наблюдениям в соответствии с рекуррентным алгоритмом (Приложение 7) приведен на рис. П5.8.

В [77, 78] данный алгоритм назван «стохастическим», т.к. в нем используется стохастическая модель измерений (П5.20), принятая в теории стохастического оценивания [47, 120, 220, 236, 336, 337]. Все этапы получения оценки НВЕД ЦФ ЛПР с использованием рекуррентного алгоритма включает следующие четыре этапа (рис. П5.8).

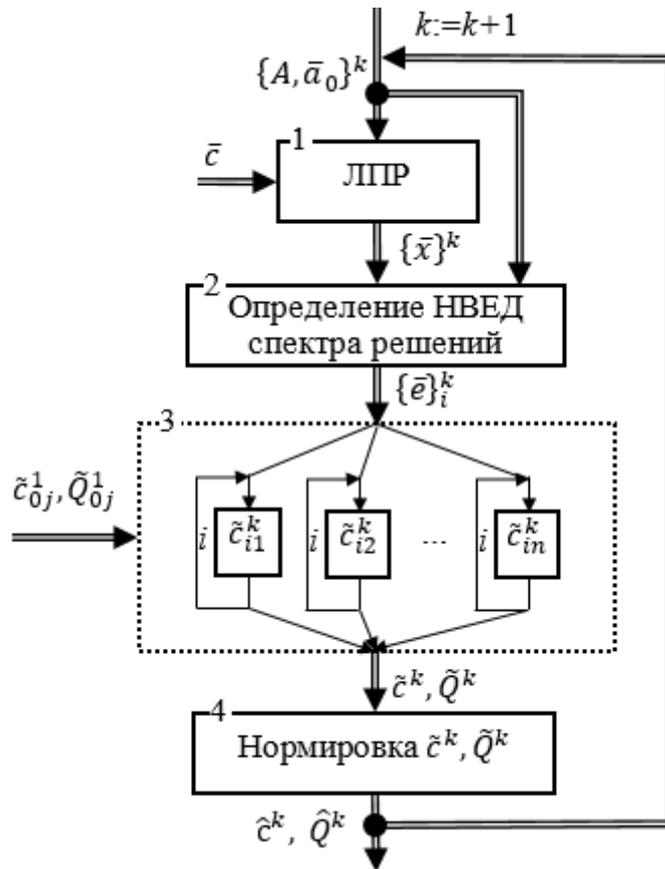


Рисунок П 5.8 - Рекуррентный алгоритм вычисления оценок ЦФ ЗЛП по наблюдениям за решениями, принимаемыми ЛПР

1-й этап. На очередном k -ом шаге наблюдений ЛПР получает данные о текущей СТПР в виде пары $\{A, \bar{a}_0\}^k$. ЛПР, руководствуясь своим опытом, выбирает решение $\{\bar{x}\}^k$, как точку (или вектор) в пространстве переменных. Затем это решение реализуется на практике и появляется обратная связь в виде квалификации принятого решения как эффективного (хорошего, удачного, приемлемого и т.п.) или неэффективного. Эта классификация варианта решения может выполняться неким «лицом, оценивающим решения» (ЛОР) или считаться по умолчанию эффективным, если ЛПР достаточно опытен. Если решение признано эффективным, следует тройку $\{A, \bar{a}_0, \bar{x}\}^k$ использовать на дальнейших этапах алгоритма, иначе - необходимо ждать следующей СТПР и Этап 1 повторить вновь.

В алгоритме используется только положительный опыт ЛПР и отбрасывается отрицательный по той причине, что, как показали исследования [77, 78, 102], настройка модели происходит существенно быстрее по данным эффективных решений, чем по неэффективным. В связи с этим рекуррентные соотношения построены только для эффективных решений.

2-й этап. Определяются те НВЕД спектра задачи, которые соответствуют спектру решения $\{\bar{e}\}_i^k$, т.е. НВЕД, соответствующие ограничениям-неравенствам, обращающимся в точке решения в равенства. Таких векторов в спектре - M . Обычно $M = n$, т. е. $i = \bar{1}, n$.

3-й этап. На этом этапе реализуется рекуррентная процедура оценивания. Каждая j -я координата e_{ij}^k i -го вектора спектра решений связана с координатой c_j искомого НВЕД ЛПР уравнением измерений (П5.20). Каждая координата обрабатывается в соответствии с рекуррентными уравнениями, аналогичными (П7.12), (П7.13):

$$\hat{c}_{i+1j}^k = \hat{c}_{ij}^k + \tilde{Q}_{ij}^k (\tilde{Q}_{ij}^k + 1)^{-1} (e_{ij}^k - \hat{c}_{ij}^k), \quad (\text{П5.21})$$

$$\tilde{Q}_{i+1j}^k = \tilde{Q}_{ij}^k - \tilde{Q}_{ij}^k (\tilde{Q}_{ij}^k + 1)^{-1} \tilde{Q}_{ij}^k, \quad (\text{П5.22})$$

Здесь рекурсивные итерации выполняются по множеству i -х векторов ($i = 1, 2, \dots, M$), образующих спектр решения для k -го наблюдения. Поскольку эти уравнения отображают

настройку каждой координаты НВВД оценок ЦФ ЛПР по-отдельности, то в них нет матричных и векторных элементов, а все переменные скалярные. Фактически данные уравнения рекуррентно выполняют операцию вычисления среднего вектора по группе НВВД спектра очередного k -го решения ЛПР. Здесь текущие оценки помечены «тильдой» сверху, что отражает то обстоятельство, что результатом вычисления для k -го наблюдения будет совокупность координат \tilde{c}_{i+1j}^k , которые не являются координатами НВВД, т.к. в рекуррентных расчетах нормирование не проводилось. Нормирование, необходимое для получения конечного НВВД-оценки ЦФ ЛПР, проводится в следующем 4-ом этапе алгоритма.

Как в любом рекуррентном алгоритме, в данном возникает вопрос - какими задавать начальные значения \tilde{c}_{ij}^k и \tilde{Q}_{ij}^k при самом первом расчете, когда $k = 1$ и $i = 1$, при этом необходимо в рекуррентных выражениях задать предыдущие значения оцениваемых переменных при $i = 0$. В практике рекуррентного оценивания [47, 120, 220, 236, 336, 337] принято оценки \tilde{c}_{0j}^1 задавать как можно меньше (обычно $\tilde{c}_{0j}^1 = 0$), а дисперсии оценки \tilde{Q}_{0j}^1 как можно больше. Вычислительная практика показывает, что величиной достаточно большой можно считать $\tilde{Q}_{0j}^1 = 1000$. Результатом 3-го этапа по k -ому наблюдению будет пара векторов: \tilde{c}^k, \tilde{Q}^k или пара совокупностей их координат $\tilde{c}_j^k, \tilde{Q}_j^k$, где $j = \overline{1, n}$.

Заметим, что в исходном рекуррентном МНК-алгоритме Q_k - это дисперсионная матрица, в которой дисперсии оценок расположены на главной диагонали матрицы. Здесь же вектор \tilde{Q}^k является аналогом элементов главной диагонали дисперсионной матрицы Q_k .

4-й этап. Нормирование оценок координат \tilde{c}_j^k выполняется аналогично (П5.12), что обеспечивает единичную длину вектора текущих оценок ЦФ ЛПР \hat{c}^k .

$$\hat{c}_j^k = \frac{\tilde{c}_j^k}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (\tilde{c}_j^k)^2}}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (\text{П5.23})$$

Поскольку \tilde{Q}_j^k имеет смысл дисперсии случайной величины \tilde{c}_j^k , то, в соответствии с правилами теории вероятностей, при масштабировании случайной величины ее дисперсия изменяется в квадратичном масштабе. Тогда:

$$\hat{Q}_j^k = \frac{\tilde{Q}_j^k}{\sum_{j=1}^n (\tilde{c}_j^k)^2}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (\text{П5.24})$$

Полученные оценки \hat{c}_j^k и \hat{Q}_j^k являются финальными для k -го наблюдения и начальными для рекуррентного оценивания на 3-м шаге данного алгоритма при следующем $(k+1)$ -ом наблюдении.

П5.6.2. Правила остановки последовательного алгоритма оценивания

Важным элементом любого последовательного алгоритма оценивания является правило остановки [47, 120, 220, 236, 336, 337], т.е. определения того момента, когда новые данные наблюдений уже не могут существенно улучшить качество искомых оценок. Показатель *количества шагов до остановки* является одной из важных характеристик алгоритмов последовательного оценивания.

Различают две группы индикаторов (показателей, признаков) качества оценок, получаемых в процессе работы алгоритма:

- показатели, используемые в процессе имитационного моделирования, когда известны истинные (эталонные) значения оцениваемых параметров;
- показатели, используемые в процессе целевого использования алгоритма оценивания на реальных данных, когда фактические значения неизвестны.

Правила остановки на модельных данных

1. Сходимость по невязке. Анализ скорости сходимости оценок к истинным значениям при моделировании необходим для проверки качества самого алгоритма последовательного оценивания и/или для подбора его параметров. В этом режиме для мониторинга качества оценок на каждом шаге алгоритма при решении обратной ЗЛП удобным индикатором сходимости может

служить длина вектора разности двух векторов - НВЕД оценки ЦФ ЛПР и истинного (модельного) НВЕД ЦФ:

$$\Delta_c^k = |\hat{c}^k - \bar{c}| \cdot 0,5 \tag{П5.25}$$

Идеалом сходимости оценок является $\Delta_c^k = 0$. Поскольку каждый из векторов разности имеет единичную длину (НВЕД), то максимальная разность (при любой размерности пространства переменных) может быть равна 2 - когда они разнонаправлены. Поэтому в (П5.25) добавлен множитель 0,5, тогда $\Delta_c^k \in [0; 1]$. Так для одного из примеров имитации распределения ресурсов [102] на рис. П5.9 приведена иллюстрация сходимости оцениваемых параметров модели (для $n=2$) к их истинным (модельным) значениям.

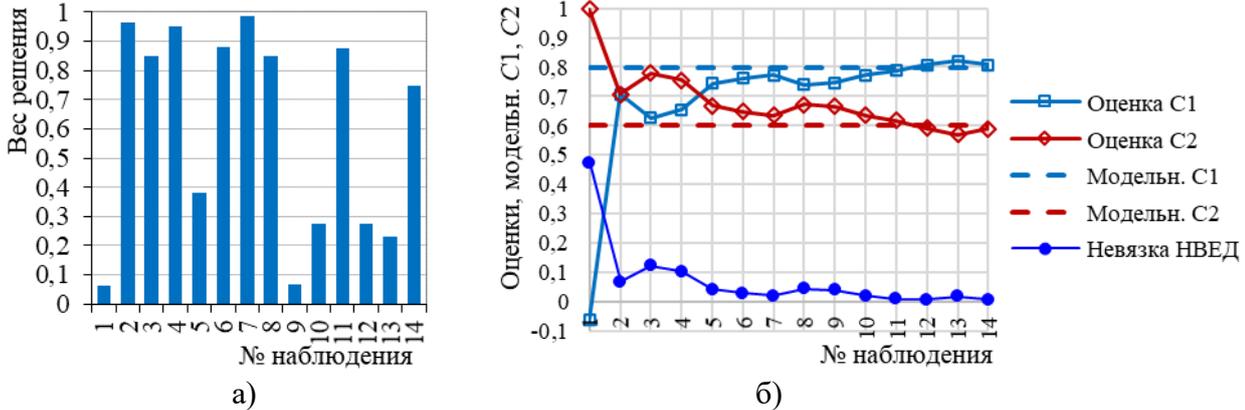


Рисунок П 5.9 - Веса решений и сходимость оценок ЦФ ЗЛП к их модельным значениям

На рис. П5.9 а) показаны информационные веса (β^k) спонтанной (неупорядоченной) последовательности решений, принятых ЛПР (имитационные, модельные значения), вычисленные по формуле (П5.14). Последовательные оценки по шагам наблюдения с 1-го по 14-й показаны на рис. П5.9 б). Там же отражено изменение невязки Δ_c^k . Видно, что уже с 5-го шага невязка, как мера погрешности оценивания параметров c_i модели составила менее 5%, а с 10-го шага не превышала 2%.

2. Сходимость на полигоне. Мониторинг процесса сходимости оценок можно проводить и по решениям, принимаемым на основании текущих значений оценок ЦФ ЛПР. Для этого следует воспользоваться контрольной СТПР (порождающей ОДР-полигон), построенной по предыдущим СТПР (см. подпункт П5.5). Для прикладных задач производственного типа на том же примере [102] ОДР-полигон приведен на рис. П5.10 а).

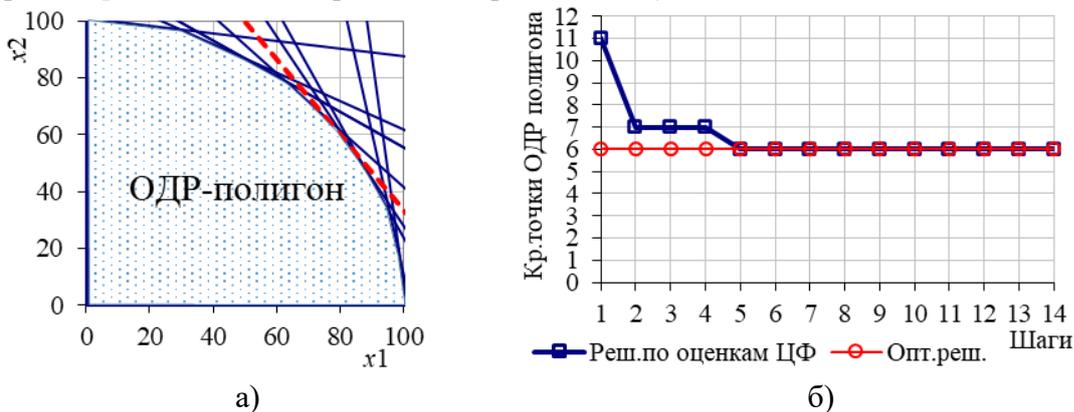


Рисунок П 5.10 - Сходимость оценок ЦФ ЛПР на ОДР-полигоне

Если после каждого шага оценивания ЦФ ЛПР (см. рис. П5.9) решать прямую ЗЛП на ОДР-полигоне, используя в качестве ЦФ полученную оценку ЦФ, то номера крайних точек ОДР-полигона, найденные в качестве оптимальных решений, по шагам наблюдений будут меняться как показано на рис. П5.10 б). Из рисунка видно, что уже после получения 5-ой оценки ЦФ ЛПР решение по оценке будет полностью совпадать с модельным решением.

Сходимость по решениям также проводится путем сравнение с модельными значениями решений (см. рис. П5.10 б).

Правила остановки на реальных данных

3. Сходимость на полигоне. Полигон может быть использован и в немодельном варианте данных, получаемых от ЛПР. При этом применение ОДР-полигона в качестве средства мониторинга сходимости оценок, может быть полезным, т.к. устойчивость (повторяемость) решения на нескольких шагах свидетельствует о возможности прекращения процесса оценивания.

Заметим, что ускорить процесс сходимости оценок можно путем упорядочения наблюдений (если такая возможность имеется в прикладной задаче). Ранжирование наблюдений по значениям весовых коэффициентов информативности (β^k) решений (см. рис. П5.9 а) для данных рассматриваемого примера приведет к тому, что сходимость оценок по решениям (см. рис. П5.10 б) наступит уже на первом шаге.

4. Сходимость по приращениям оценок. Для немодельного мониторинга сходимости оценок может быть использована разность текущего и предыдущего векторов оценок. Тогда мера сходимости будет следующей:

$$\delta_c^{k+1} = |\hat{c}^{k+1} - \hat{c}^k| \cdot 0,5, \quad k = 1, 2, \dots, K. \quad (\text{П5.26})$$

На рис. П5.11а) проиллюстрировано изменение этого показателя для рассматриваемого выше модельного примера, но данные о модельной ЦФ здесь не используются, а лишь значения текущих и прошлых оценок.

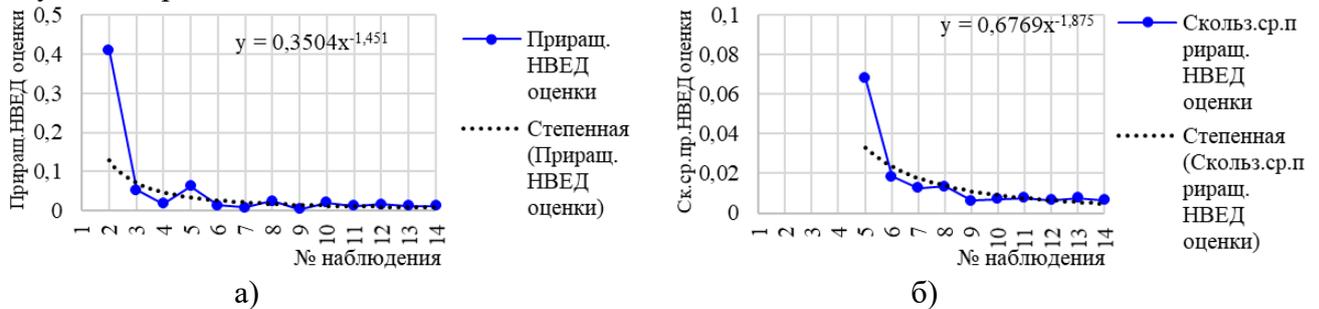


Рисунок П 5.11 - Сходимость оценок ЦФ ЛПР по приращениям НВЕД оценки

Как видно, процесс сходимости хорошо отражается этим показателем, а если при этом на каждом шаге строить нелинейную аппроксимацию, то можно по ее прогнозу вычислить необходимое для остановки количество предстоящих наблюдений. Здесь выполнена аппроксимация степенной функцией, которая имеет следующий вид:

$$\delta_c^k = 0,3504k^{-1,451}. \quad (\text{П5.27})$$

На рис. П5.11б) приведена модификация меры сходимости (П5.26), отличающейся тем, что используется не сама разность соседних оценок, а скользящее среднее этих разностей за несколько наблюдений (в данном примере - за 4). Таким образом сглаживаются случайные колебания и кривая затухания этого показателя становится более гладкой. Хотя и ее также можно сгладить, аппроксимировав монотонно убывающей нелинейной функцией.

Приложение 6. Метод игровых итераций

Задача распределения ограниченных ресурсов встречается очень часто в самых различных прикладных областях. Обычно выбор оптимального управления в современных системах управления происходит с некоторой периодичностью или как реакция на те или иные события. Большое количество ситуаций выбора оптимальных управлений может быть представлено в виде задач математического программирования, из которых значительную долю составляют задачи линейного программирования (ЗЛП).

Среди методов оптимального управления и/или оптимального распределения ограниченных ресурсов ЗЛП занимает особое место, т.к. к ней могут быть сведены многие прикладные задачи, по форме изначально мало похожие на ЗЛП, такие, например, как управляемые марковские цепи [32, 97, 98, 111, 221, 228, 247, 323, 403], транспортная задача [83, 126, 365, 478], задача о назначениях [365, 478], матричные игры [33, 36, 79, 80, 118, 130, 138, 150, 153, 173, 198, 203, 259, 280, 281, 321, 371, 372, 383, 428] и др. Прикладные сферы для решения этих задач также весьма разнообразны, например, управление группами роботов, распределение каналов связи в робототехнических системах (РТС), распределение сил и средств при ликвидации чрезвычайных ситуаций, построение оптимальной производственной программы [79, 82, 84, 92, 94, 97, 100, 101, 105, 108-113, 134, 135, 324, 330, 411, 440] и др.

Основоположник матричных игр Дж. фон Нейман отмечал [259] тесную связь между матричными играми и линейным программированием [159, 365, 478]. Однако на практике широко известны лишь методы решения антагонистических матричных игр путем сведения их к ЗЛП, что позволяет найти решение матричных игр произвольной размерности.

Типовым методом решения ЗЛП является симплекс-метод (в различных модификациях). Однако имеются многочисленные исследования [365], которые показывают, что он не всегда гарантированно сходится к оптимальному решению. Подобным недостатком обладают и другие поисковые методы. Во многом показатели сходимости поисковых методов зависят от данных конкретной прикладной задачи. Эвристические модификации симплекс-метода, например, в *MS Excel*, обычно и направлены на улучшение сходимости. Кроме того, в числе недостатков этого метода следует отметить громоздкость и неочевидность вычислительных процедур. По сложившейся на сегодня практике, эти недостатки компенсируются квалификацией пользователя, которому, в большинстве современных компьютерных программ оптимизации, предоставлен набор параметров, доступных для варьирования в целях получения приемлемого решения. Однако, попытки реализации упомянутых выше моделей в системах управления реальным временем, например, в бортовых компьютерах современных встраиваемых систем управления, приводит к существенному снижению надежности их функционирования. В связи с этим возникает вопрос: а можно ли найти замену «рабочей лошадке» - симплекс-методу?

Предложенный в работе алгоритм является существенно более простым и очевидным, позволяет получить решение с наперед заданной точностью. Это дает возможность в каждом конкретном приложении находить компромисс между точностью решения и количеством итераций, т.е. скоростью вычислений. Предлагаемый метод основан на взаимно-однозначном соответствии ЗЛП и антагонистических матричных игр (АМИ) и назван в работе **методом игровых итераций**. Рассмотрим его основные элементы.

Пб.1. Традиционная схема решения антагонистической матричной игры с помощью задачи линейного программирования

АМИ (игры с нулевой суммой) традиционно [280, 281] решались путем их представления в форме ЗЛП. Суть такого преобразования состоит в следующем. Игра обычно задается платежной матрицей $\tilde{A} = [\tilde{a}_{ij}]_{mn}$. Элементы \tilde{a}_{ij} отражают выигрыш *первого игрока* (И1) в каждой партии игры. В силу того, что игра имеет нулевую сумму, \tilde{a}_{ij} - одновременно является и величиной проигрыша *второго игрока* (И2). Решить игру означает [280, 281] найти пару оптимальных смешанных стратегий игроков $\bar{p} = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_m]^T$, $\bar{q} = [q_1 \ q_2 \ \dots \ q_n]^T$, и цену игры V . Здесь \bar{p} и \bar{q} соответственно векторы-столбцы размерностей, соответственно, m и n , а T – символ транспонирования. *Тильдой*, здесь и далее, будем помечать элементы АМИ и ЗЛП,

отражающие принадлежность к игровой форме (решению АМИ с помощью ЗЛП). В векторно-матричной форме цену игры можно представить как $V = \bar{p}^T \bar{A} \bar{q}$. Для элементов векторов \bar{p} и \bar{q} , имеющих смысл вероятностей применения игроками той или иной своей чистой стратегии, должно выполняться условие нормировки:

$$\sum_{i=1}^m p_i = 1; \quad (\text{П6.1})$$

$$\sum_{j=1}^n q_j = 1. \quad (\text{П6.2})$$

Если И1 применяет свою оптимальную смешанную стратегию, а И2 - любую чистую, то при многократном повторении игры, И1 получит выигрыш не менее цены игры V :

$$\sum_{i=1}^m \tilde{a}_{ij} p_i \geq V; \quad j = \overline{1, n}. \quad (\text{П6.3})$$

Введя обозначение: $\tilde{x}_i \triangleq \frac{p_i}{V}$ и подставив их в (П6.1), получим $\sum_{i=1}^m \tilde{x}_i = \frac{1}{V}$. Цель И1 заключается в максимизации своего среднего выигрыша, т.е. цены игры V . Это значит, что он должен минимизировать величину $\frac{1}{V}$. Без тильды будем обозначать переменные типовой формы ЗЛП и соответствующие коэффициенты системы ограничений, не имеющие непосредственного отношения к АМИ. Тогда, с учетом введенных обозначений, после замены переменных в (П6.3), можно записать постановку ЗЛП, полученную из АМИ, в следующей форме:

$$\sum_{i=1}^m \tilde{a}_{ij} \tilde{x}_i \geq 1; \quad j = \overline{1, n}, \quad (\text{П6.4})$$

$$L(\tilde{x}) = \sum_{i=1}^m \tilde{x}_i \rightarrow \min_{\tilde{x}_i}, \quad (\text{П6.5})$$

где $L(\tilde{x})$ – целевая функция ЗЛП, построенной по АМИ.

Решение этой ЗЛП приведет к следующему решению АМИ для И1:

$$p_i = \frac{\tilde{x}_i}{L_{opt}}; \quad i = \overline{1, m}; \quad V = \frac{1}{L_{opt}}, \quad (\text{П6.6})$$

где L_{opt} - оптимальное значение целевой функции, а \tilde{x}_i – элементы вектора оптимальных смешанных стратегий И1.

Аналогичные построения можно выполнить и для второго игрока (И2), в результате чего получим:

$$\sum_{j=1}^n \tilde{a}_{ij} \tilde{y}_j \leq 1; \quad i = \overline{1, m}, \quad (\text{П6.7})$$

$$L(\tilde{y}) = \sum_{j=1}^n \tilde{y}_j \rightarrow \max_{\tilde{y}_j} \quad (\text{П6.8})$$

Эта задача является двойственной по отношению к исходной ЗЛП (П6.4)-(П6.5). Решив ее, получим оптимальное решение игры для И2:

$$q_j = \frac{\tilde{y}_j}{L_{opt}}; \quad j = \overline{1, n}; \quad V = \frac{1}{L_{opt}}, \quad (\text{П6.9})$$

Такова традиционная технология [280, 281] решения АМИ путем перехода к ЗЛП, ее решения и преобразования полученного решения ЗЛП в решение АМИ. При этом предполагается, что *существует приемлемый метод решения ЗЛП*, в качестве которого обычно применяется симплекс-метод [280, 281]. Далее покажем обратный алгоритм – нахождение решения ЗЛП путем преобразования ее к АМИ, поиска ее решения и обратного преобразования полученного решения АМИ в решение ЗЛП.

П6.2. Решение задачи линейного программирования с помощью антагонистической матричной игры

Для реализации обратного алгоритма необходимо располагать методом решения матричных игр, *не основанном на ЗЛП*. Таких методов не много: метод Брауна-Робинсон [30, 280, 281], монотонный итеративный алгоритм [478], графический метод решения [365] и др. Наиболее универсальным представляется метод Брауна-Робинсон, который позволяет отыскивать решение для АМИ произвольной размерности. Он является структурно весьма простым, но при больших размерностях платежной матрицы АМИ может потребовать большого объема однотипных вычислений. С ростом вычислительных мощностей компьютеров, в том числе бортовых, этот метод становится весьма привлекательным для решения АМИ.

Приведем выкладки, позволяющие представить решение ЗЛП на основе решения эквивалентной ей АМИ. При этом предполагается, что решение АМИ получено без привлечения

алгоритмов решения ЗЛП. Такая схема позволяет получить сразу решение как прямой, так и двойственной ЗЛП.

Пусть ЗЛП, которую необходимо решить, представлена в форме задачи на максимум (тогда соответствующая ей двойственная задача может быть представлена задачей на минимум). Существует несколько форм представления ЗЛП [159], которые могут быть взаимно-однозначно преобразованы друг в друга. Далее воспользуемся формой задачи на максимум при ограничениях типа (\leq):

$$L(\bar{y}) = \bar{c}^T \bar{y} = \sum_{j=1}^n c_j y_j \rightarrow \max_{y_j}, \quad (\text{П6.10})$$

$$\sum_{j=1}^n a_{ij} y_j \leq a_{i0}; \quad i = \overline{1, m}; \quad y_j \geq 0, \quad (\text{П6.11})$$

где $\bar{y} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n]^T$ - вектор переменных;

$\bar{c} = [c_1 \ c_2 \ \dots \ c_n]^T$ - вектор коэффициентов функции (10);

$A = [a_{ij}]_{mn}$ - матрица системы ограничений (11);

$\bar{a}_0 = [a_{10} \ a_{20} \ \dots \ a_{m0}]^T$ - вектор правых частей системы ограничений.

Пусть $c_j > 0, a_{ij} > 0, a_{i0} > 0$. Нетрудно заметить, что задача (10)-(11) может быть сведена к задаче (П6.7)-(П6.8), если ввести следующие обозначения:

$$\tilde{a}_{ij} = \frac{a_{ij}}{a_{i0} c_j}; \quad (\text{П6.12})$$

$$\tilde{y}_j = c_j y_j, \text{ откуда } y_j = \frac{\tilde{y}_j}{c_j}. \quad (\text{П6.13})$$

Задаче (П6.7)-(П6.8) однозначно соответствует матрица платежей $\tilde{A} = [\tilde{a}_{ij}]_{mn}$, элементы которой полностью определяются соотношением (П6.12). Таким образом, можно констатировать, что по исходным данным ЗЛП построена АМИ.

Для решения АМИ, платежная матрица которой состоит из элементов (П6.12) воспользуемся методом Брауна-Робинсон [30, 198, 321], в результате чего получим два вектора оптимальных смешанных стратегий и цену игры: $\bar{p} = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_m]^T$, $\bar{q} = [q_1 \ q_2 \ \dots \ q_n]^T, V$.

Имея решение АМИ, с помощью (П6.6), (П6.9) и (П6.13), можно получить решение прямой ЗЛП, двойственной ЗЛП и оптимальное значение целевой функции исходной ЗЛП (они одинаковы для прямой и двойственной задач):

$$L_{opt} = \frac{1}{V}; \quad y_j^{opt} = \frac{q_j}{c_j V}; \quad x_i^{opt} = \frac{p_i}{a_{i0} V}, \quad (\text{П6.14})$$

где $i = \overline{1, m}; \quad j = \overline{1, n}$.

Итак, последовательность шагов, приводящих к решению ЗЛП (П6.10) - (П6.11), включает следующие:

- Построение платежной матрицы АМИ на основе параметров исходной ЗЛП, путем расчета элементов АМИ по формуле (П6.12).

- Решение АМИ методом Брауна-Робинсон.

- Пересчет полученного решения АМИ в решение ЗЛП по формулам (П6.14).

- Отметим некоторые особенности преобразования ЗЛП в АМИ и обратно:

a). если ЗЛП на максимум, где n переменных (столбцов) и m ограничений (строк), то матрицу коэффициентов левых частей ограничений следует преобразовать в платежную матрицу также с m строками и n столбцами. А после решения игры из n -мерного вектора оптимальной смешанной стратегии второго игрока получить оптимальные значения n переменных ЗЛП;

b). если ЗЛП на минимум, где n переменных (столбцов) и m ограничений (строк), то матрицу коэффициентов левых частей ограничений следует преобразовать в платежную матрицу и транспонировать, в результате чего она будет иметь n строк и m столбцов. А после решения игры из n -мерного вектора оптимальной смешанной стратегии первого игрока следует получить n переменных ЗЛП.

П6.3. Метод Брауна-Робинсон

Поскольку в методе игровых итераций для решения АМИ использован метод Брауна-Робинсон, приведем его краткое содержание. Он был разработан Г. Брауном [445], а сходимость

оценок к оптимальному значению доказала Дж. Робинсон [321, 469]. Этот метод еще называют *методом фиктивного разыгрывания* или *методом итераций*. Он представляет собой итерационную процедуру, имитирующую многократное повторение партий игры, при этом предполагается, что игроки поочередно выбирают очередную свою чистую стратегию с учетом всей информации о решениях противника в предыдущих партиях игры. Оценки оптимальных смешанных стратегий вычисляются как текущие частоты использования игроками своих чистых стратегий за весь интервал наблюдений, а оценка цены игры – как среднее текущего выигрыша игрока И1 и проигрыша игрока И2. Итерации прекращаются по достижении заданной точности оценок. Приведем формализованное представление этой процедуры.

Пусть два игрока знают все элементы платежной матрицы $\tilde{A} = [\tilde{a}_{ij}]_{mn}$. Они разыгрывают некоторое количество партий игры, причем в каждой партии оба игрока имеют возможность видеть выбираемые противником чистые стратегии. Свои стратегии в каждой партии игроки выбирают наилучшим образом (И1 - чтобы максимизировать свой выигрыш, И2 - чтобы минимизировать свой проигрыш). При очередном $(t+1)$ -ом выборе каждый игрок учитывает статистику выбора противником своих чистых стратегий за предыдущие t шагов: если И2 использовал свою j -ю стратегию Q_j раз из общего числа t партий, то И1 выбирает свою i -ю чистую стратегию так, чтобы максимизировать среднюю величину выигрыша:

$$i(t+1) = \arg \max_{i=1, \bar{m}} v_i(t) = \arg \max_{i=1, \bar{m}} \sum_{j=1}^n a_{ij} \hat{q}_j(t), \quad (\text{П6.15})$$

где $\hat{q}_j(t) \triangleq \frac{Q_j(t)}{t}$ – текущая (за t шагов) оценка оптимальной смешанной стратегии И2; $v_i(t)$ – оценка текущего среднего выигрыша И1 при применении им своей i -ой чистой стратегии.

Аналогично, если И1 использовал свою i -ю стратегию P_i раз, то И2 выбирает свою j -ю стратегию так, чтобы минимизировать среднюю величину проигрыша:

$$j(t+1) = \arg \min_{j=1, \bar{n}} v_j(t) = \arg \min_{j=1, \bar{n}} \sum_{i=1}^m a_{ij} \hat{p}_i(t), \quad (\text{П6.16})$$

где $\hat{p}_i(t) \triangleq \frac{P_i(t)}{t}$ – текущая (за t шагов) оценка оптимальной смешанной стратегии И1; $v_j(t)$ – оценка текущего среднего выигрыша И2 при применении им своей j -ой чистой стратегии.

Случайные величины $\hat{p}_i(t)$ и $\hat{q}_j(t)$ представляют собой последовательности оценок элементов векторов смешанных стратегий игроков, сходящиеся в пределе (как доказала Дж. Робинсон [469]) к оптимальным смешанным стратегиям. А оценка среднего выигрыша И1 и среднего проигрыша И2, вычисленные с учетом текущих оценок оптимальных смешанных стратегий, сходятся к цене игры:

$$V = \lim_{t \rightarrow \infty} \max_{i=1, \bar{m}} v_i(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} \min_{j=1, \bar{n}} v_j(t). \quad (\text{П6.17})$$

Итерационный процесс можно останавливать по достижении необходимой точности, которую можно контролировать как *скользящую среднюю величину абсолютного значения разности оценок цены игры* для И1 и для И2:

$$\Delta v(t) = \left| \max_{i=1, \bar{m}} v_i(t) - \min_{j=1, \bar{n}} v_j(t) \right|. \quad (\text{П6.18})$$

Можно также использовать для остановки итерационного процесса *скользящую дисперсию* или *скользящее среднеквадратическое отклонение* величины $\Delta v(t)$. Кроме того, правило остановки можно построить, введя меру на векторах оценок оптимальных стратегий игроков. Покажем это далее на примере.

Многочисленные имитационные эксперименты показали, что процесс сходимости за приемлемое количество итераций сильно зависит от значений элементов платежной матрицы игры и в частности от разности верхней и нижней цены игры. Приведем иллюстрацию сходимости оценок для игры 3×3 .

Пример. Платежная матрица имеет вид:

$$A = \begin{bmatrix} 6 & 1 & 4 \\ 2 & 4 & 2 \\ 4 & 3 & 5 \end{bmatrix}.$$

Эта игра не имеет седловой точки, значит следует искать ее решение в смешанных стратегиях. Если воспользоваться для этого традиционным методом сведения игры к ЗЛП, то найденное таким образом точное решение будет следующим: $\bar{p} = [0 \ 0,33 \ 0,67]^T$, $\bar{q} = [0,33 \ 0,67 \ 0]^T$, $V = 3,33$.

Графики сходимости оценок элементов решения, полученных методом Брауна-Робинсон, для 100 шагов приведены на рис. Пб.1.

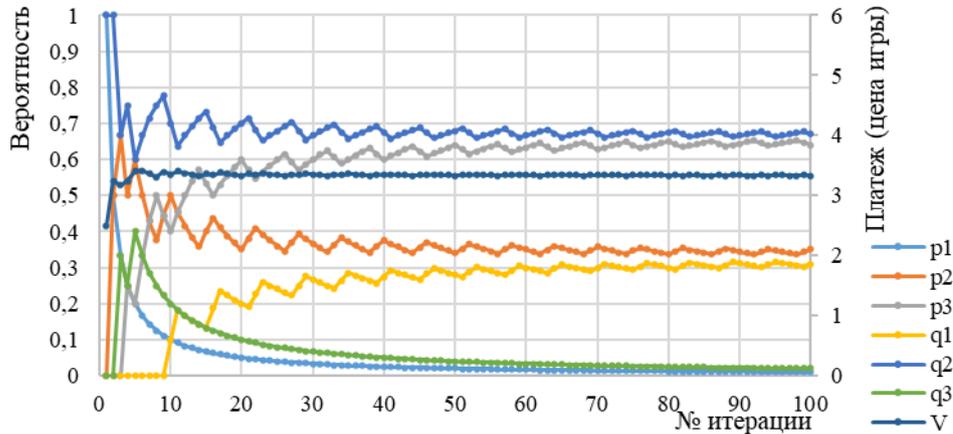


Рисунок П б.1 - Сходимость оценок решения матричной игры

Финальные за 100 итераций значения оценок решения следующие: $\hat{p} = [0,01 \ 0,35 \ 0,64]^T$, $\hat{q} = [0,31 \ 0,67 \ 0,02]^T$, $\hat{V} = 3,34$. Так отклонение оценки цены игры от точного значения составляет 0,3%.

Для модельных примеров (когда известно точное решение) в качестве меры точности текущих оценок элементов решения можно рассматривать *нормированную длину вектора разности векторов оценки и фактического вектора оптимальной смешанной стратегии* игрока. Так, длина вектора $\hat{p}_k = \bar{p} - \hat{p}_k$, как расстояние от нормированного (лежащего в интервале $[0; 1]$) вектора оценок до нормированного вектора фактической оптимальной смешанной стратегии, приведена на рис. Пб.2.

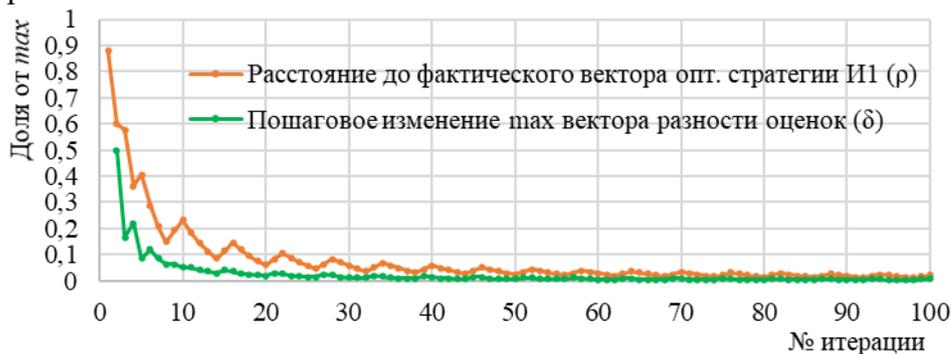


Рисунок П б.2 - Сходимость показателей точности решения

На том же рисунке приведена и другая мера - вычисляемая на каждой итерации. Это пошаговое изменение максимальной из длин (норм) векторов разностей векторов оценок оптимальных стратегий И1 и И2 на соседних шагах итераций: $\hat{\delta}_k = \max(\|\hat{p}_k - \hat{p}_{k-1}\|; \|\hat{q}_k - \hat{q}_{k-1}\|)$. Для данного примера оценки таковы, что через 100 итераций $\hat{p}_{100} = 0,023$. Это составляет 2,3% от максимально возможного отклонения вектора оценок от фактического. Но эта мера доступна *только в условиях имитационных исследований*. Другая мера сходимости ($\hat{\delta}_k$) не требует знания фактического вектора оптимальной смешанной стратегии, а значит *доступна и в условиях реального применения алгоритма*. Ее значение, для данного примера, $\hat{\delta}_{100} = 0,007$, т.е.

0,7% от максимально возможного значения. Коэффициент корреляции между этими двумя мерами в данном примере составил 0,87, что говорит о высокой статистической связи этих двух мер сходимости оценок, а значит при практическом использовании алгоритма Брауна-Робинсон, для остановки итерационного алгоритма, с большой степенью уверенности можно использовать показатель $\hat{\delta}$.

П6.4. Алгоритм решения задачи линейного программирования методом игровых итераций

Укрупненно, получение решения ЗЛП путем ее преобразования в АМИ, решения АМИ методом Брауна-Робинсон и преобразования полученного решения в решение исходной ЗЛП, приведено ниже. На рис. П6.3 приведена укрупненная схема решения ЗЛП методом игровых итераций для режимов *моделирования* и *решения прикладной задачи*. На рис. П6.4 – подробный алгоритм схема решения ЗЛП методом игровых итераций.

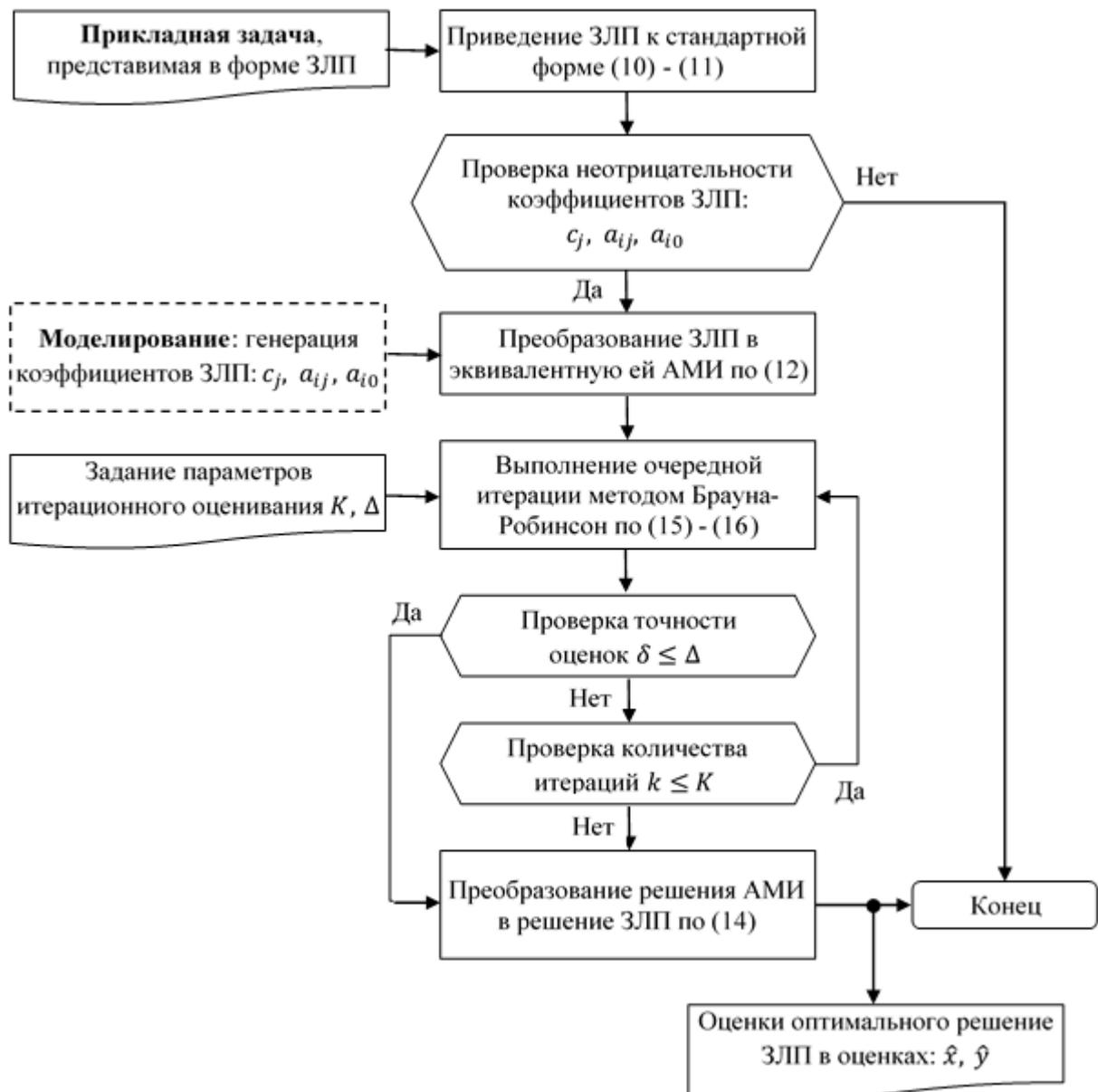


Рисунок П 6.3 – Логика алгоритма решения ЗЛП методом игровых итераций

Дано: ЗЛП на \max : $L(\bar{y}) = \sum_{j=1}^n c_j y_j \rightarrow \max_{y_j}$; $\Omega_{\bar{y}} = \{\sum_{j=1}^n a_{ij} y_j \leq a_{i0}; i = \overline{1, m}; y_j \geq 0\}$.

Все коэффициенты заданы и положительны: $c_j > 0, a_{ij} > 0, a_{i0} > 0$.

Заданы параметры останковки итерационного процесса: максимально допустимое число итераций K ; пороговое значение Δ меры $\hat{\delta}_k$.

Найти: Оптимальные значения координат вектора переменных \bar{y} : $\bar{y}_{opt} = \arg \max_{\Omega_{\bar{y}}} L(\bar{y})$.

Преобразование ЗЛП в АМИ

1: **for** $i := 1$ **to** m **do** {Вычисление элементов платежной матрицы}

2: **for** $j := 1$ **to** n **do**

3: $\tilde{a}_{ij} := \frac{a_{ij}}{a_{i0} c_j}$

4: **end for**

5: **end for**

6: $\tilde{A} \leftarrow [\tilde{a}_{ij}]_{mn}$ {Формирование платежной матрицы}

Решение АМИ методом Брауна-Робинсон

7: $i(k) := 1$ {На 1-ой итерации ($k=1$) за И1 выбрать любую чистую стратегию, пусть 1-ю}

8: **for** $j := 1$ **to** n **do** {Цикл формирования текущих средних платежей И1}

9: $b_j := \tilde{a}_{ij}$

10: $B_j(k) := b_j$ { $B_j(k)$ - текущий средний накопленный И1 платеж на k -ой итерации}

11: **end for**

12: $V_{min}(k) := \min_j B_j(k)$ {Текущая нижняя оценка цены игры}

13: $j(k) := \arg \min_j B_j(k)$ {Номер чистой стратегии И2 выбирается по выигрышу И1}

14: **for** $i := 1$ **to** m **do** {Цикл формирования текущих средних платежей И2}

15: $a_i := \tilde{a}_{ij}$

16: $A_i(k) := a_i$ { $A_i(k)$ - текущий средний накопленный И2 платеж на k -ой итерации}

17: **end for**

18: $V_{max}(k) := \max_i A_i(k)$ {Текущая верхняя оценка цены игры}

19: $V(k) := (V_{min}(k) + V_{max}(k))/2$ {Текущая средняя оценка цены игры}

20: **for** $i := 1$ **to** m **do** {Формирование начальных оценок смешанных стратегий И1}

21: $\hat{p}_i := 0$

22: **end for**

23: $\hat{p}_{i(k)} := 1$

24: **for** $j := 1$ **to** n **do** {Формирование начальных оценок смешанных стратегий И2}

25: $\hat{q}_j := 0$

26: **end for**

27: $\hat{q}_{j(k)} := 1$

28: $k := 2$ {Начальный номер итерации цикла фиктивного разыгрывания}

29: **do while** $\hat{\delta}_k > \Delta$ {Цикл фиктивного разыгрывания АМИ до заданной точности}

30: $i(k) := \arg \max_i A_i(k-1)$ {Номер чистой стратегии И1 выбирается по выигрышу И2}

23: **for** $j := 1$ **to** n **do** {Цикл формирования текущих средних платежей И1}

24: $b_j := \tilde{a}_{ij}$

25: $B_j(k) := ((k-1)B_j(k-1) + b_j)/k$ {Текущий средний накопленный И1 платеж}

26: **end for**

27: $V_{min}(k) := \min_j B_j(k)$ {Текущая нижняя оценка цены игры}

28: $j(k) := \arg \min_j B_j(k)$ {Номер наилучшей стратегии И2 выбирается по выигрышу И1}

29: **for** $i := 1$ **to** m **do** {Цикл формирования текущих средних платежей И2}

30: $a_i := \tilde{a}_{ij}$

```

31:  $A_i(k) := ((k - 1)A_i(k - 1) + a_i)/k$  {Текущий средний накопленный И2 платеж}
32: end for
33:  $V_{max}(k) := \max_i A_i(k)$  {Текущая верхняя оценка цены игры}
34:  $V(k) := (V_{min}(k) + V_{max}(k))/2$  {Текущая средняя оценка цены игры}
35: for  $i := 1$  to  $m$  do { Цикл вычисления текущих оценок смешанных стратегий И1}
36:   if  $i = i(k)$  then  $\hat{p}_{i(k)} := ((k - 1)\hat{p}_{i(k-1)} + 1)/k$ 
37:   else  $\hat{p}_{i(k)} := ((k - 1)\hat{p}_{i(k-1)})/k$ 
38:   end if
39: end for
40: for  $j := 1$  to  $n$  do { Цикл вычисления текущих оценок смешанных стратегий И2}
41:   if  $j = j(k)$  then  $\hat{q}_{j(k)} := ((k - 1)\hat{q}_{j(k-1)} + 1)/k$ 
42:   else  $\hat{q}_{j(k)} := ((k - 1)\hat{q}_{j(k-1)})/k$ 
43:   end if
44: end for
45:  $\hat{\delta}_k := \max(\|\hat{p}_k - \hat{p}_{k-1}\|; \|\hat{q}_k - \hat{q}_{k-1}\|)$  {Мера сходимости оценок стратегий}
46: if  $k = K$  then {Проверка достижения максимально допустимого числа итераций}
47:   exit do {Выход из цикла фиктивного разыгрывания по числу итераций}
48: end if
49: loop {Конец цикла фиктивного разыгрывания АМИ}
50:  $\hat{p} := \hat{p}_k; \hat{q} := \hat{q}_k; \hat{V} := V(k)$  {Финальные оценки решения АМИ}
   Преобразование решения АМИ в решение ЗЛП
51:  $\hat{L}_{opt} := \frac{1}{\hat{V}}$  {Оценка оптимального значения целевой функции ЗЛП}
52: for  $i := 1$  to  $m$  do {Оценки оптимальных значений переменных прямой ЗЛП}
53:    $\hat{x}_i^{opt} := \frac{\hat{p}_i}{a_{i0}\hat{V}}$ 
54: end for
55: for  $j := 1$  to  $n$  do {Оценки оптимальных значений переменных двойственной ЗЛП}
56:    $\hat{y}_j^{opt} := \frac{\hat{q}_j}{c_j\hat{V}}$ 
57: end for

```

Рисунок П6.4 – Алгоритм решения ЗЛП методом игровых итераций

В Алгоритме 1 итерации выполняются в игровом блоке (строки 29-50). При этом и правило остановки строится по игровым показателям. Однако, если преобразование решения АМИ в решение ЗЛП (строки 51-57) перенести внутрь игрового блока (после строки 44), то контроль сходимости можно осуществлять непосредственно по оценкам решения ЗЛП.

П6.5. Компьютерная реализация и тестирование

Предложенный в работе метод игровых итераций для решения ЗЛП был реализован в виде отдельной программы «Скат» на языке Object Pascal в среде Delphi [91, 93, 114, 118, 121]. Одно из окон интерфейса программы (результат решения ЗЛП) представлен на рис. П6.5.

«Скат» позволяет решать ЗЛП достаточно больших размерностей (до нескольких сотен переменных и ограничений) с необходимой точностью за приемлемое время (от долей до единиц секунд на современных компьютерах). На рис. П6.5 приведены результаты решения ЗЛП с 12 переменными и 15 ограничениями. Программа обладает широкими возможностями по загрузке данные из разных источников и выполнению необходимых настроек интерфейса. В случае двух переменных в ЗЛП «Скат» позволяет отображать результаты графически (см. рис. П6.6).

Огр.\Пер.	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	Усл.	Прав.ч.	ВjOpt
max	0.324	0.005	0.008	0.054	0.457	0.811	0.104	0.119	=	1.587	
1	0.169	0.305	0.046	0.663	0.361	0.522	0.021	0.183	<=	1	0.999
2	0.558	0.020	0.505	0.208	0.499	0.262	0.014	0.269	<=	1	1.000
3	0.301	0.071	0.257	0.158	0.374	0.125	0.534	0.611	<=	1	0.538
4	0.022	0.229	0.336	0.498	0.002	0.665	0.239	0.296	<=	1	1.000
5	0.327	0.207	0.045	0.342	0.362	0.313	0.304	0.640	<=	1	0.836
XjOpt	0.911	0.000	0.000	0.000	0.212	1.473	0.000	0.000	0	0	0

Модель : Лин.прогр. Источник: генератор 0:00:01

Рисунок П 6.5 - Окно решения ЗЛП методом игровых итераций в программе «Скат»

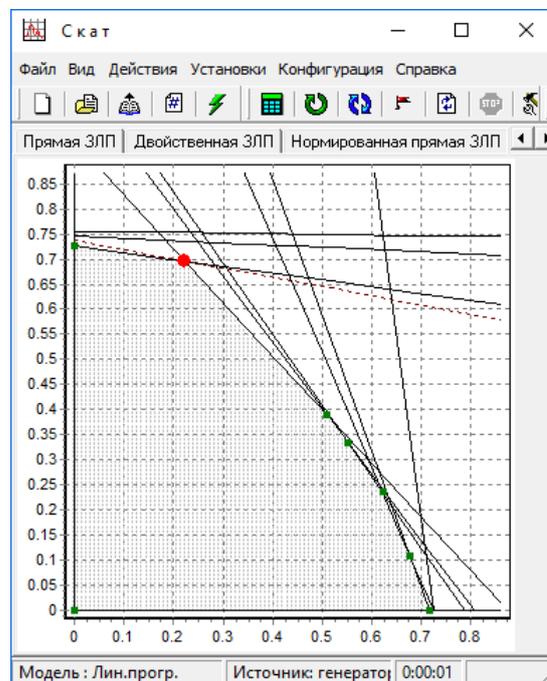


Рисунок П 6.6 - Окно графического представления решения ЗЛП

Пример. Продемонстрируем приведенную схему решения ЗЛП методом игровых итераций с применением программы «Скат» на простом примере распределения ограниченного ресурса [121].

Пусть есть задача максимизации некоторого эффекта $L(\bar{y})$, зависящего от вектора переменных $\bar{y} = [y_1 \ y_2 \ y_3]^T$. По структуре эта задачи соответствует постановке (П6.7) - (П6.8), т.е. ее оптимальное решение, в соответствии с методом игровых итераций, определяется оптимальной стратегией второго игрока. Таким образом, следуя принятым обозначениям, данная ЗЛП является двойственной. Ее целевая функция, критерий и ограничения имеют вид:

$$L(\bar{y}) = 3y_1 + 2y_2 + 5y_3 \rightarrow \max_{\bar{y}}, \quad (\text{П6.19})$$

$$\left. \begin{aligned} y_1 + 2y_2 + y_3 &\leq 430 \\ 3y_1 + 0y_2 + 2y_3 &\leq 460 \\ y_1 + 4y_2 + 0y_3 &\leq 420 \\ y_j &\geq 0, \quad j = \overline{1,3}. \end{aligned} \right\} \quad (\text{П6.20})$$

$$y_j \geq 0, \quad j = \overline{1,3}. \quad (\text{П6.21})$$

Эквивалентная ЗЛП (П6.19) - (П6.21) антагонистическая матричная игра, с учетом преобразования (П6.12), представляется следующей матрицей платежей:

$$A = \begin{bmatrix} 77,519 & 232,558 & 46,512 \\ 217,391 & 0 & 86,957 \\ 79,365 & 476,190 & 0 \end{bmatrix} \times 10^{-5}. \quad (\text{П6.22})$$

Решив эту игру методом Брауна-Робинсон с помощью программы «Скат», получим:

$$\left. \begin{aligned} \bar{p} &= [0,218520 \quad 0,681180 \quad 0]^T \\ \bar{q} &= [0 \quad 0,148149 \quad 0,851851]^T \\ V &= 74,074 \times 10^{-5} \end{aligned} \right\} \quad (\text{П6.23})$$

Оптимальному решению исходной двойственной ЗЛП соответствуют оптимальные смешанные стратегии второго игрока (\bar{q}), а прямой ЗЛП – стратегия \bar{p} первого игрока.

Тогда из (П6.14) и (П6.23) решение двойственной задачи будет следующим:

$$y_1 = 0; y_2 = 100; y_3 = 230; L = 1350, \quad (\text{П6.24})$$

решение прямой ЗЛП:

$$x_1 = 1; x_2 = 2; x_3 = 0; W = 1350. \quad (\text{П6.25})$$

Для проверки адекватности решения, полученного методом игровых итераций, оптимальное решение задачи (П6.19) - (П6.21) было найдено симплекс-методом с использованием надстройки «Поиск решений» MS Excel. Найденное решение прямой и двойственной ЗЛП полностью совпало со значениями (П6.24), (П6.25).

П6.6. Обсуждение результатов

1. Важной характеристикой *метода игровых итераций* является скорость получения оптимального решения. Как свидетельствуют литературные источники [365, 478], симплекс-метод позволяет искать решение со скоростью экспоненциально зависящей от размерности пространства переменных (например, как $c \times 2^n$, где c - константа, n - размерность пространства переменных), метод Кармаркара дает полиномиальную зависимость скорости поиска решения от размерности пространства (например, $c \times n \times m$).

Имитационный эксперимент для исследования зависимости скорости сходимости оценок решения ЗЛП от параметров задачи проведен с использованием программы «Скат» на современном компьютере. Анализ, проведенный при фиксированном количестве итераций (10^6), показал, что скорость расчетов (время t) не зависит отдельно от количества переменных ЗЛП (n) и количества ограничений (m), а зависит от их суммы ($m + n$). Эта регрессионная зависимость имеет вид: $t = 0,044(m + n)$; [сек]. Например, для $m + n = 100 + 100 = 200$ время расчетов составляет около 8,8 сек. Следует заметить, что даже для задач большой размерности количество итераций 10^6 обеспечивает очень высокую точность расчетов, обычно достаточную для большинства прикладных задач оптимального управления. Так в приведенном выше примере даже за 10^2 итераций точность составляет доли или единицы процентов.

Если важным является время реакции системы, то желательно знать зависимость времени расчетов от количества итераций. В вычислительном эксперименте был варьирован и этот параметр, причем в качестве фактора рассматривалась степень (e) основания 10. Варьировался и фактор размерности ($m + n$). Квадратичная (по фактору e) двухфакторная регрессионная модель имеет вид: $t = 0,037(m + n) - 3,82e + 0,56e^2$; [сек]. Коэффициент детерминации этой модели составляет $R^2 = 0,93$. Она достаточно хорошо описывает зависимость продолжительности вычислений от количества итераций в диапазоне $10^5 - 10^7$. При значениях меньше 10^5 даже для больших размерностей вычисления производятся за десятые или сотые доли секунд. Конечно, для реализации алгоритма игровых итераций на тех или иных бортовых компьютерах или микропроцессорах необходимы дополнительные исследования зависимости времени вычислений от параметров вычислительной среды и решаемых задач.

2. Достоинствами *метода игровых итераций* можно считать его простоту и прозрачность, относительно высокую скорость получения решения.

3. Недостатками *метода игровых итераций* является некоторое ограничение круга решаемых им задач, обусловленное тем, что они должны иметь неотрицательные значения правых частей ограничений и коэффициентов целевой функции.

Приложение 7. Рекуррентный алгоритм МНК-оценивания

Модель наблюдений [11, 199, 219] для единственной выходной переменной (скалярный отклик):

$$y = \bar{x}^T \bar{c} + \varepsilon. \quad (\text{П7.1})$$

Тогда для k наблюдений можно выписать систему уравнений типа (П7.1):

$$\left. \begin{aligned} y_1 &= \bar{x}_1^T \bar{c} + \varepsilon_1 \\ y_2 &= \bar{x}_2^T \bar{c} + \varepsilon_2 \\ &\dots \\ y_k &= \bar{x}_k^T \bar{c} + \varepsilon_k \end{aligned} \right\} \quad (\text{П7.2})$$

или эту систему k наблюдений можно записать в векторной форме:

$$\bar{y}_k = X_k \bar{c} + \bar{\varepsilon}_k. \quad (\text{П7.3})$$

где

$\bar{y}_k = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n]^T$ - вектор наблюдений;

$\bar{x} = [x_0 \ x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ - вектор переменных (обычно $x_0 = 1$);

$X_k = [x_1^T \ x_2^T \ \dots \ x_k^T]^T$ - матрица наблюдений (информационная матрица или матрица плана);

$\bar{c} = [c_0 \ c_1 \ c_2 \ \dots \ c_n]^T$ - вектор оцениваемых параметров;

$\bar{\varepsilon}_k = [\varepsilon_1 \ \varepsilon_2 \ \dots \ \varepsilon_n]^T$ - вектор ошибок наблюдения (невязок).

Критерий вычисления оценок состоит в минимизации суммы квадратов невязок S_k по вектору \bar{c} . Выразим S_k через известные элементы векторного уравнения (П7.3):

$$\begin{aligned} S_k &= \bar{\varepsilon}_k^T \bar{\varepsilon}_k = (X_k \bar{c} - \bar{y}_k)^T (X_k \bar{c} - \bar{y}_k) = \bar{c}^T X_k^T X_k \bar{c} - \bar{y}_k^T X_k \bar{c} - \bar{c}^T X_k^T \bar{y}_k + \bar{y}_k^T \bar{y}_k = \\ &= \bar{c}^T X_k^T X_k \bar{c} - 2 \bar{y}_k^T X_k \bar{c} + \bar{y}_k^T \bar{y}_k \end{aligned}$$

откуда необходимые условия минимизации суммы квадратов невязок

$$\bar{c} = \arg \min_{\bar{c}} \bar{\varepsilon}_k^T \bar{\varepsilon}_k \quad (\text{П7.4})$$

примут вид:

$$\frac{dS_k}{d\bar{c}} = 2\bar{c}^T X_k^T X_k - 2\bar{y}_k^T X_k = 0. \quad (\text{П7.5})$$

Если матрица $[X_k^T X_k]$ имеет обратную, то из (П7.5) можно выразить оценку \hat{c}_k искомого вектора \bar{c} , построенную по k измерениям:

$$\hat{c}_k = (X_k^T X_k)^{-1} X_k^T \bar{y}_k. \quad (\text{П7.6})$$

Введя обозначение:

$$Q_k = (X_k^T X_k)^{-1}, \quad (\text{П7.7})$$

где Q_k называется дисперсионной матрицей Фишера, представим выражение для вектора оценок (П7.6) в виде:

$$\hat{c}_k = Q_k X_k^T \bar{y}_k. \quad (\text{П7.8})$$

Таким образом, выражение (П7.6) или пара выражений (П7.8), (П7.7) представляют собой *одношаговый алгоритм* построения вектора оценок \hat{c}_k по k измерениям. При этом если невязка имеет нормальное распределение с нулевым математическим ожиданием, то элементы вектора \hat{c}_k являются средними значениями, а диагональные элементы (главной диагонали) матрицы Фишера - дисперсии оценок этих коэффициентов. Нормальность распределения невязки приводит к тому, что полученные оценки являются несмещенными, состоятельными и эффективными [319], при этом: $M[\hat{c}_k] = \bar{c}$; $D[\hat{c}_k] = \sigma^2 Q_k$, где $\sigma^2 = D[\varepsilon] = D[y]$.

Вообще говоря, одношаговый алгоритм оценивания (П7.8), (П7.7) относится к классу *некорректных задач* [310], у которых некорректность связана с плохой обусловленностью матрицы Q_k , при вычислении которой матрица $(X_k^T X_k)$ может не иметь обратной при тех или иных сочетаниях данных измерений (из которых и построены матрицы X_k). Поэтому если напрямую воспользоваться соотношениями (П7.8), (П7.7) для вычисления оценок параметров целевой функции ЛПР, то нельзя гарантировать, что при любых данных наблюдений удастся получить искомые оценки.

Однако в вычислительной практике разработаны различные методы решения

некорректных задач. Основной прием заключается в *регуляризации задач* и/или вычислительных алгоритмов [199, 289]. Для МНК-оценок таким удачным приемом является преобразование матричной формы (П7.7) к такому виду, в котором бы не было обращения матриц. Воспользуемся этим приемом, в том числе и для удобства обработки новых измерений. Для этого соотношения (П7.8), (П7.7) приведем к рекуррентному виду.

Пусть в системе (П7.2) появилось новое $(k + 1)$ -ое наблюдение, тогда в последующих построениях одношагового алгоритма (П7.6), (П7.8), (П7.7) ничего не изменится кроме того, что индекс k следует поменять на $k + 1$. Так и сделаем. А затем выразим оценки $(k + 1)$ -го шага через оценки k -го шага и новое $(k + 1)$ -ое измерение.

$$\hat{c}_{k+1} = (X_{k+1}^T X_{k+1})^{-1} X_{k+1}^T \bar{y}_{k+1}. \quad (\text{П7.9})$$

Представим матрицу X_{k+1} и вектор измерений \bar{y}_{k+1} в блочном виде:

$$X_{k+1} = \begin{bmatrix} X_k \\ \bar{x}_{k+1}^T \end{bmatrix}; \quad \bar{y}_{k+1} = \begin{bmatrix} \bar{y}_k \\ y_{k+1} \end{bmatrix}. \quad (\text{П7.10})$$

Аналогично представим и матрицу Q_{k+1} :

$$\begin{aligned} Q_{k+1} &= (X_{k+1}^T X_{k+1})^{-1} = \left(\begin{bmatrix} X_k^T & \bar{x}_{k+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_k \\ \bar{x}_{k+1}^T \end{bmatrix} \right)^{-1} = \\ &= (X_k^T X_k + \bar{x}_{k+1} \bar{x}_{k+1}^T)^{-1} = (Q_k^{-1} + \bar{x}_{k+1} \bar{x}_{k+1}^T)^{-1}. \end{aligned} \quad (\text{П7.11})$$

Учитывая свойства обратных матриц, после ряда преобразований приведем выражения (П7.8) и (П7.7) к следующему виду:

$$\hat{c}_{k+1} = \hat{c}_k + Q_k \bar{x}_{k+1} (\bar{x}_{k+1}^T Q_k \bar{x}_{k+1} + 1)^{-1} (y_{k+1} - \bar{x}_{k+1}^T \hat{c}_k); \quad (\text{П7.12})$$

$$Q_{k+1} = Q_k - Q_k \bar{x}_{k+1} (\bar{x}_{k+1}^T Q_k \bar{x}_{k+1} + 1)^{-1} \bar{x}_{k+1}^T Q_k. \quad (\text{П7.13})$$

Эти соотношения и представляют собой рекуррентный алгоритм пошагового вычисления оценок вектора параметров \bar{c} и соответствующей матрицы Q , определяющей дисперсионные свойства этих оценок. Как можно заметить, в этих матричных выражениях уже нет операций обращения матриц, а обращаются лишь положительные скалярные величины $(\bar{x}_{k+1}^T Q_k \bar{x}_{k+1} + 1)$, в которых первое слагаемое неотрицательно, т.к. является квадратичной формой. Это обстоятельство гарантирует то, что все выражение в круглых скобках не может быть нулем или близким к нулю, а значит и операция деления на ноль не возникнет ни при каких данных измерений. Этот алгоритм носит достаточно общий характер и на его основе построен ряд алгоритмов машинного обучения моделей предпочтений ЛПП в задачах математического программирования, игровых, байесовских и марковских моделях.