

МИНИСТЕРСТВО РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
ПО ДЕЛАМ ГРАЖДАНСКОЙ ОБОРОНЫ, ЧРЕЗВЫЧАЙНЫМ СИТУАЦИЯМ  
И ЛИКВИДАЦИИ ПОСЛЕДСТВИЙ СТИХИЙНЫХ БЕДСТВИЙ  
Академия Государственной противопожарной службы

*На правах рукописи*



Вилисов Валерий Яковлевич

**МОДЕЛИ, МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ИНФОРМАЦИОННО-  
АНАЛИТИЧЕСКОЙ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПО  
РАСПРЕДЕЛЕНИЮ СИЛ И СРЕДСТВ ПРИ ЛИКВИДАЦИИ ПОЖАРОВ И  
ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЙ**

Специальность: 2.3.4. Управление в организационных системах  
(технические науки)

Диссертации  
на соискание ученой степени  
доктора технических наук

Научный консультант:  
Заслуженный деятель науки РФ  
доктор технических наук, профессор  
Топольский Николай Григорьевич

Москва - 2021

## Оглавление

Введение.....	6
Глава 1. Методы и технологии поддержки принятия решений при управлении силами и средствами в чрезвычайных ситуациях.....	20
1.1. Проблемы и задачи управления ликвидацией пожаров и чрезвычайных ситуаций.....	20
1.1.1. Структура системы управления .....	20
1.1.2. Модели и задачи управления ликвидацией пожаров.....	23
1.2. Современные интеллектуальные системы управления .....	25
1.2.1. Системы поддержки принятия решений .....	25
1.2.2. Системы, основанные на знаниях .....	26
1.2.2.1. Элементы поддержки ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций.....	26
1.2.2.2. Концепция адаптивного управления на основе машинообучаемых моделей исследования операций.....	28
1.2.3. Модели и алгоритмы поддержки принятия решений .....	30
1.3. Анализ взаимосвязей показателей и факторов по данным пожарной статистики.....	36
1.3.1. Показатели реагирования.....	36
1.3.2. Регрессионные модели взаимосвязи ущерба и временных характеристик реагирования пожарных подразделений .....	38
1.3.2.1. Модели по данным о пожарах за периоды 2003-2017 и 2011-2017 годы .....	38
1.3.2.2. Модели ущерба от пожаров в городах за 2011-2017 годы .....	43
1.3.2.3. Результаты регрессионного анализа.....	45
Выводы по главе 1.....	49
Глава 2. Машинообучаемые модели, алгоритмы и методы распределения ресурсов при управлении ликвидацией пожаров .....	52
2.1. Управление силами и средствами при одновременных вызовах.....	53
2.1.1. Анализ статистики о пожарах в городах .....	53
2.1.2. Особенности управления ликвидацией пожаров при одновременных вызовах.....	56
2.2. Модели распределения ресурсов пожарно-спасательных частей при одновременных вызовах.....	57
2.2.1. Прямая и обратная постановки распределительной задачи транспортного типа.....	58
2.2.2. Машинное обучение транспортной модели как обратная задача восстановления параметров целевой функции по наблюдениям .....	63
2.3. Экспертные процедуры выявления предпочтений лиц, принимающих решения .....	71
2.3.1. Алгоритм экспертного оценивания вариантов распределения ресурсов на основе транспортной модели.....	71

2.3.2. Планирование экспериментов для выявления предпочтений лица, принимающего решения .....	79
2.3.2.1. Объект и типы экспериментирования .....	79
2.3.2.2. Принципы согласованного управления.....	80
2.3.2.3. Оптимальное планирование эксперимента .....	84
2.4. Оценивание эффекта от применения распределительной транспортной модели в управлении ликвидацией пожаров .....	94
2.4.1. Потенциал снижения ущерба от пожаров .....	94
2.4.2. Об оценивании эффективности применения транспортных моделей для управления ликвидацией пожаров .....	96
Выводы по главе 2.....	100
Глава 3. Многошаговые математические модели накопления знаний лиц, принимающих решения при ликвидации пожаров.....	104
3.1. Управление ликвидацией пожаров с использованием управляемых марковских цепей.....	105
3.1.1. Представление динамики развития пожара в виде марковской цепи ...	106
3.1.1.1. Алгоритм оценивания параметров марковской цепи по наблюдениям .....	107
3.1.1.2. Оценивание параметров марковской цепи по статистическим данным о пожарах.....	112
3.1.1.3. Прогнозирование показателей процесса ликвидации пожара по марковской модели .....	120
3.1.1.4. Выбор ранга пожара по марковской цепи и технико-экономическим показателям.....	125
3.1.2. Представление процесса принятия решений на пожаре в виде управляемой марковской цепи .....	131
3.1.2.1. Выбор ранга вызова на основе использования управляемой марковской цепи .....	131
3.1.2.2. Алгоритм поиска оптимальной стратегии управляемой марковской цепи .....	134
3.1.3. Алгоритм формализованного накопления опыта управления ликвидацией пожаров на основе управляемой марковской цепи.....	137
3.1.3.1. Исходные данные для решения обратной задачи.....	138
3.1.3.2. Алгоритм машинного обучения .....	139
3.1.3.3. Модельный пример.....	146
3.2. Управление ликвидацией пожаров с использованием игровых моделей ...	149
3.2.1. Типовые варианты игр с природой .....	149
3.2.2. Модельный пример.....	150
3.2.3. Алгоритм обучения игровой модели управления эвакуацией людей из горящего здания .....	153
3.2.3.1. Прямая игровая задача .....	153
3.2.3.2. Обратная игровая задача.....	154
3.2.3.3. Модельный пример.....	158
Выводы по главе 3.....	161

Глава 4. Модели и алгоритмы машинного обучения робототехнических систем, применяемых при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций .....	164
4.1. Современное состояние применения робототехнических систем.....	164
4.1.1. Функциональные возможности робототехнических систем.....	164
4.1.2. Проблемы и задачи управления робототехническими системами .....	173
4.1.3. Особенности применения робототехнических систем .....	175
4.2. Методы и алгоритмы машинного обучения роботов мультиагентных групп.....	180
4.2.1. Алгоритм машинного обучения модели планирования операций .....	180
4.2.2. Машинообучаемая транспортная модель оптимального распределения заданий в мультиагентной группе роботов.....	188
4.2.3. Машинное обучение управляемой марковской цепи для задачи разведки роботом опасной зоны.....	196
4.2.4. Определение склонности к риску оператора, управляющего робототехнической системой .....	203
4.2.5. Моделирование применения роботов в коллаборации с человеком .....	207
Выводы по главе 4.....	218
Глава 5. Модели и алгоритмы контроля готовности и управления рисками в задачах поддержки принятия решений при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций .....	220
5.1. Инструменты риск-ориентированного контроля.....	220
5.1.1. Риск-ориентированное управление силами и средствами.....	220
5.1.2. Контроль в пожарных подразделениях .....	222
5.1.3. Ключевые показатели риска и пожарной безопасности .....	224
5.1.3.1. Риск и его показатели .....	224
5.1.3.2. Алгоритм тестирования показателей риска в подразделениях.....	227
5.1.3.3. Свертка показателей риска и состояния систем внутреннего контроля .....	230
5.1.3.4. Оценивание показателей систем внутреннего контроля .....	231
5.2. Моделирование риска решений, принимаемых при управлении ликвидацией пожаров .....	236
5.2.1. Постановка задачи моделирования риска .....	237
5.2.1.1. Прямая и обратная задачи.....	238
5.2.1.2. Модель многошагового выбора .....	241
5.2.2. Решение задачи .....	244
5.2.2.1. Алгоритм решения задачи .....	245
5.2.2.2. Имитационный эксперимент .....	246
5.3. Моделирование готовности к реагированию на чрезвычайные ситуации в многоуровневой системе управления .....	250
5.3.1. Состав и основные функции системы .....	251
5.3.2. Постановка задачи моделирования .....	254
5.3.3. Решение задачи оценивания параметров модели.....	256
5.3.3.1. Модельный пример.....	256
5.3.3.2. Регрессионный анализ.....	260

5.3.3.3. Нейросетевое моделирование.....	261
5.4. Алгоритм оценивания эффекта от снижения риска .....	266
5.4.1. Статистический анализ показателей реагирования.....	268
5.4.2. Оценивание показателей ущерба .....	271
Выводы по главе 5.....	273
Глава 6. Модели повышения эффективности ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций за счет организационных и инновационных факторов .....	276
6.1. Принципы повышения эффективности ликвидации пожаров на основе использования инноваций.....	276
6.1.1. Виды инноваций.....	276
6.1.2. Инфраструктура инноваций.....	279
6.1.3. Структура моделей ликвидации пожаров с учетом инновационных элементов .....	283
6.2. Модели и механизмы страхового перераспределения финансовой нагрузки между государством и гражданами .....	287
6.2.1. Анализ статистических данных.....	290
6.2.2. Варианты страхового возмещения ущерба, причиненного пожарами .	293
6.2.2.1. Математическая модель страхового возмещения .....	293
6.2.2.2. Расчетный алгоритм страхового возмещения .....	303
6.2.3. Оценки объемов необходимых страховых сумм.....	307
6.2.3.1. Оценка постоянных расходов пожарного подразделения.....	307
6.2.3.2. Оценка переменных расходов пожарного подразделения .....	311
6.2.3.3. Оценка потерь от ложных вызовов.....	315
6.2.3.4. Оценка «рентабельности» выездов нарядов пожарной охраны .....	316
6.2.3.5. Лизинг как вариант государственно-частного партнерства.....	317
6.2.3.6. Аутсорсинг при ликвидации пожаров.....	321
6.2.3.7. Общая структура издержек на обслуживание вызовов .....	325
6.2.3.8. Варианты использования страховых средств .....	327
Выводы по главе 6.....	332
Заключение .....	335
Список сокращений и условных обозначений.....	340
Список литературы .....	344
Приложение А. Исходные данные для моделирования транспортной задачи .....	395
Приложение Б. Алгоритмы решения обратной задачи линейного программирования .....	404
Приложение В. Свидетельства Роспатента о регистрации программ .....	427
Приложение Г. Акты о внедрении.....	429

## Введение

**Актуальность** темы исследования обусловлена приоритетными направлениями развития науки, техники и технологий в МЧС РФ, определенными на перспективу до 2030 года. К числу основных приоритетных направлений 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, что и обуславливает актуальность исследования.

В современных условиях сложность задач управления при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуациях (ЧС) лишь возрастает. 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. Как следствие – растет информационная нагрузка на лиц, управляющих ликвидацией пожаров и ЧС, ужесточаются нормативные показатели ликвидации пожаров и 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 пожаров и ЧС, в частности, за счет повышения оперативности получения необходимой информации, 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 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 ликвидации пожаров и ЧС новых образцов и технологий.

Многие проблемы отрасли МЧС имеют финансовые корни. И в большей части это обусловлено тем, что МЧС находится на полном государственном обеспечением. 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 техники 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 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.

Указанные противоречия в существующей системе управления ликвидацией пожаров и ЧС позволяют сформулировать следующую актуальную **научную проблему**: *развитие теоретических принципов, моделей, методов и алгоритмов информационно-аналитической поддержки принятия решений по распределению сил и средств при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций на основе применения машинообучаемых оптимизационных моделей, организационных инноваций и с учетом факторов риска.*

Тема исследования посвящена разработке конструктивных информационно-аналитических инструментов подготовки вариантов управленческих решений, максимально адекватных предпочтениям опытного лица, принимающего решения (ЛПР).

**Степень разработанности темы.** 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 другие.

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 пожаров и 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, страховые технологии возмещения ущерба и материально-технического обеспечения пожарных подразделений в сочетании с механизмами лизинга и аутсорсинга, а также алгоритмы, модели и методы интеллектуализации управления как отдельными роботами так и мультиагентными гетерогенными робототехническими системами, используемыми для обеспечения пожарной безопасности.

**Объектом исследования** является деятельность пожарно-спасательных подразделений при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций.

**Предметом исследования** являются модели, методы и алгоритмы информационно-аналитической поддержки принятия решений при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций.

**Цель исследования** – разработка моделей, методов и алгоритмов для повышения эффективности поддержки принятия решений по распределению сил и средств при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций, на основе применения машинообучаемых оптимизационных моделей, организационных инноваций и с учетом факторов риска.

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

1. Анализ особенностей, противоречий и организационно-технических проблем информационно-аналитической 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 принятия решений при ликвидации пожаров и ЧС

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

5. Анализ подходов и методов эффективного применения автономных мобильных роботов и их групп для мониторинга и ликвидации последствий пожаров и ЧС на основе использования машинообучаемых моделей.

6. Формализация влияния степени риска в решениях ЛПР и его персональных характеристик на качество выбора управленческих решений и разработка методов их учета в практике принятия решений при ликвидации пожаров и ЧС.

7. Моделирование и апробация разработанных концепций, методов, моделей и алгоритмов для информационно-аналитической поддержки принятия решений при ликвидации пожаров и ЧС.

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

**Методологической основой исследования** являются принципы и подходы теории систем, системного анализа, исследования операций, теории принятия решений, заложенные в работах отечественных и зарубежных ученых.

**Методы исследования**, используемые в работе, включают такие направления прикладной математики как: теория сложных систем, системный анализ, аналитическое и имитационное моделирование, математическое программирование, скалярная и векторная оптимизация, теория множеств, марковские цепи с платежами, теория игр и статистических решений, теория случайных процессов, стохастическое и экспертное оценивание, планирование

эксперимента, адаптивное управление и самообучение, экспертные системы, принятие решений в условиях риска и неопределенности, теория информации, человеко-машинные системы поддержки принятия решений.

Представленная в работе научно-техническая проблема и ее решение относятся к области исследований, выполняемых в рамках научной специальности 2.3.4. Управление в организационных системах, отвечают требованиям формулы этой специальности, поскольку решение проблемы направлено на разработку новых и совершенствование существующих методов, моделей и алгоритмов поддержки принятия решений руководителями пожарно-спасательных подразделений при тушении пожаров на объектах экономики и социальной инфраструктуры в целях повышения безопасности их функционирования.

**Научная новизна** работы заключается в том, что впервые предложена, разработана и всесторонне исследована системная совокупность инструментов повышения эффективности функционирования пожарных подразделений, в частности, следующие.

1. Разработана методология построения моделей принятия решений при ликвидации пожаров и ЧС, в отличие от традиционных, основанная на использовании машинообучаемых моделей исследования операций (транспортного типа, марковских, игровых), обеспечивающих согласованное двухконтурное управление в человеко-машинном режиме, учитывающих системный характер управления организационно-техническими системами, высокую динамику протекающих процессов и аккумулирующих в своих структурах и параметрах опыт лиц, принимающих решения.

2. Разработаны методы и алгоритмы, обеспечивающие эффективную настройку (идентификацию) параметров моделей, адаптирующихся к целевым предпочтениям лиц, принимающих решения, которые, в отличие от традиционной «ручной» априорной технологии, состоят в автоматической оперативной настройке параметров моделей на основе текущих наблюдений за решениями ЛПР, что обеспечивает снятие априорной и текущей неопределенностей в условиях нестационарности среды и предпочтений ЛПР.

3. Разработан подход, модели и алгоритмы машинного обучения мультиагентных робототехнических систем, предназначенных для мониторинга и ликвидации последствий пожаров и ЧС, в отличие от традиционных, учитывающие опыт управления операторами и необходимость длительной эффективной автономной работы роботов.

4. Разработана совокупность инструментов для мониторинга готовности к выполнению боевых задач подразделениями пожарной охраны на разных уровнях иерархии управления, основанных на риск-ориентированной технологии внутреннего контроля, позволяющий, с учетом многокритериальности и динамики состояния, в отличие от традиционных подходов, получать более объективные текущие оценки готовности, обеспечивающие более обоснованный выбор управленческих решений.

5. Разработаны модели и варианты модификации организационной структуры ликвидации пожаров и ЧС, включающие страховые, лизинговые и аутсорсинговые элементы, позволяющие, в отличие от традиционных структур, обеспечить более гибкое, динамичное и эффективное реагирование пожарных служб на вызовы.

**Теоретическая и практическая значимость работы.** *Теоретическая значимость* работы заключается в развитии методологии информационно-аналитической поддержки принятия решений при ликвидации пожаров и ЧС на основе применения машинообучаемых моделей, построенных с привлечением опыта принятия решений ЛПР в аналогичных ситуациях в прошлом. Предложенный в работе подход позволяет обеспечить эффективное сопряжение, в рамках двухконтурной схемы, быстропротекающих процессов развития обстановки на пожаре или в ЧС с более медленными циклами анализа ситуации и выбора ЛПР наилучшего варианта решения на основе построения моделей, адекватных предпочтениям опытных ЛПР.

Комплекс исследований, выполненных в работе, соответствует основным директивным документам последнего времени, в частности, Указу Президента РФ № 2 от 01.01.2018 г. «Об утверждении Основ государственной политики

Российской Федерации в области пожарной безопасности на период до 2030 года», а также ряду пунктов перечня критических технологий и приоритетных направлений развития науки, технологий и техники РФ.

*Практическая значимость* работы состоит в том, что предложены алгоритмы и процедуры, позволяющие решить ряд задач, актуальных для управления ликвидацией пожаров и ЧС, в частности:

- распределение СиС по одновременным вызовам;
- назначение оптимального ранга пожара;
- оценивание склонности ЛПП к риску;
- машинное обучение автономных роботов планированию операций;
- мониторинг готовности к выполнению боевых задач подразделений пожарной охраны на разных уровнях иерархии управления;
- оценивание потенциала увеличения эффективности управления силами и средствами;
- оценивание объема страхового возмещения ущерба от пожаров и величины страховой нагрузки на страхователей.

Апробация предложенных в работе подходов, методов, моделей и алгоритмов была выполнена на разнообразных исходных данных в рамках учебного процесса в Технологическом университете (МГОТУ) и в Академии ГПС МЧС России в таких дисциплинах бакалаврских, магистерских и аспирантских программ как «Методы оптимальных решений», «Методы, алгоритмы и системы интеллектуальной поддержки принятия решений», «Исследование операций», «Встраиваемые системы управления», «Методы скалярной и векторной оптимизации», «Экспертные системы», «Информационные системы поддержки принятия решений», «Управление силами и средствами на пожаре» и др. Методы и алгоритмы оценивания готовности подразделений, на основе применения разработанной технологии внутреннего контроля в иерархических организационных структурах, были апробированы на уровне министерств в рамках НИР (госконтракты от 03.04.2012 г. № 02.169.11.0001 и от 22.04.2013 г. № 04.N20.11.0002).

**Положения, выносимые на защиту:**

1. Машинообучаемая модель распределения сил и средств при одновременных вызовах на пожары, построенная на основе транспортной задачи (ТЗ), в форме рекуррентной процедуры с применением методов экспертного оценивания и оптимального планирования эксперимента. ТЗ сводится к задаче линейного программирования и решается с помощью предложенного метода игровых итераций. Обучение модели производится на основе опыта принятия решений ЛПР.

2. Модель динамики стадий развития и тушения пожара в форме марковской цепи, позволяющей по информации о текущем состоянии оценить временные характеристики завершения как отдельных оставшихся стадий, так и ликвидации пожара в целом.

3. Алгоритм назначения оптимального ранга пожара, построенный на основе марковской цепи и байесовского оценивания ущерба с учетом построенных регрессионных зависимостей ущерба от продолжительности пожара.

4. Машинообучаемая, по опыту ЛПР, управляемая марковская цепь, позволяющая построить оптимальную стратегию выбора ранга пожара, с использованием экспертных процедур.

5. Машинообучаемая игровая модель принятия решений при эвакуации людей из горящего здания, где обучение модели выполняется на основе разработанного рекуррентного алгоритма оценивания элементов платежной матрицы игры.

6. Алгоритм оценивания склонности ЛПР к риску, позволяющий по наблюдениям за опытными ЛПР оценить допустимые уровни риска при принятии управленческих решений. Алгоритм позволяет оценивать уровень склонности к риску в режиме учений для всех ЛПР, что дает возможность контролировать уровень подготовки персонала.

7. Алгоритм мониторинга готовности к выполнению боевых задач подразделений пожарной охраны на разных уровнях иерархии управления на основе риск-ориентированных технологий внутреннего контроля, позволяющий



получать более объективные текущие оценки готовности, что обеспечивает более обоснованный выбор управленческих решений.

8. Оценки потенциала повышения эффективности реагирования за счет снижения ущерба на основе применения машинообучаемых моделей, риск-ориентированного подхода и регрессионных зависимостей видов ущерба от временных характеристик реагирования.

9. Модель страхового возмещения ущерба от пожаров, учитывающая существующие нормативы и степень платежеспособности различных слоев населения РФ.

10. Варианты организационной структуры системы ликвидации пожаров и ЧС, включающие элементы страховой, лизинговой и аутсорсинговой составляющих для обеспечения более гибкого, динамичного и эффективного реагирования пожарных служб на вызовы.

11. Машинообучаемая модель линейного программирования для планирования операций в группе автономных мобильных роботов, используемых для ликвидации последствий пожаров и ЧС.

12. Алгоритм концептуального проектирования мультиагентных систем мониторинга пожароопасного района на основе использования имитационного моделирования работы беспилотных летательных аппаратов с высокой степенью автономности.

**Степень достоверности результатов** исследования обеспечена применением многократно апробированных на практике подходов, методов и инструментальных средств, использованием для анализа официально опубликованных статистических данных о параметрах и показателях пожаров, о характеристиках используемой пожарной техники и оборудования, о структуре, составе, функциональных обязанностях пожарных подразделений МЧС РФ, официально опубликованных нормативных актов о пожарной безопасности, соответствием полученных теоретических результатов модельным расчетам и эмпирическим данным.

**Апробация результатов.** Теоретические и практические результаты работы

были представлены, докладывались, обсуждались и получили положительную оценку на всероссийских и международных научных конференциях: III Международная научно-практическая конференция «Проблемы обеспечения безопасности» (Безопасность – 2021), Уфа, 2021 г.; XV Международная научно-практическая конференция «Обеспечение безопасности жизнедеятельности: проблемы и перспективы», Минск, 2021 г.; VII Международная научно-практическая конференция «Технологии ликвидации чрезвычайных ситуаций»; III Всероссийская научно-практическая конференция «Актуальные проблемы обеспечения пожарной безопасности и защиты от чрезвычайных ситуаций», Железногорск, 2021 г.; Международная научно-практическая конференция по проблемам экологии и безопасности «Дальневосточная весна – 2021», Комсомольск-на-Амуре, 2021 г.; IV Международная научно-практическая конференция «Теоретические и прикладные вопросы комплексной безопасности», Санкт-Петербург, 2021 г.; I Международная научно-практическая конференция «Актуальные проблемы информационно-телекоммуникационных технологий и математического моделирования в современной науке и промышленности»; «Системы безопасности» СБ-2016, Москва, 2016 г.; «Экстремальная робототехника», Санкт-Петербург, 2013-2021 гг.; «Управление развитием крупномасштабных систем», Москва, 2017-2019 гг.; «Вибрационные технологии, мехатроника и управляемые машины», Курск, 2015-2016 гг.; на научных семинарах УНК АСИТ Академии ГПС МЧС России, Москва, 2018, 2021 гг.

Теоретические положения, модели и методы, разработанные автором, обсуждались на научных семинарах в ведущих институтах Российской академии наук (РАН): в лаборатории академика Я.З. Цыпкина в Институте проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН; в лаборатории академика О.И. Ларичева в Институте системного анализа РАН; на научных семинарах чл.-корр. Г.Б. Клейнера в Центральном экономико-математическом институте РАН.

**Публикации.** Основные идеи и результаты исследования опубликованы в 67 работах, в том числе 22 в изданиях, рекомендованных ВАК, выполненных автором самостоятельно и в соавторстве, 4 монографии, 7 программ и программных

комплексов для ЭВМ, зарегистрированных в Роспатенте и реализующих часть из предложенных алгоритмов. Общий объем авторских публикаций составляет более 60 п.л.

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, шести глав, выводов по главам, заключения, списка литературы, содержащего 497 наименований, и 4 приложения на 35 страницах. Работа изложена на 433 страницах, включая 58 таблиц и 122 рисунка.

## 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 чрезвычайных ситуаций

#### 1.1.1. Структура системы управления

Российская единая система предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций (РСЧС) имеет иерархическую вертикально интегрированную структуру, включающую федеральный, региональный, муниципальный и объектовый уровни [61, 250] - рисунок 1.1.

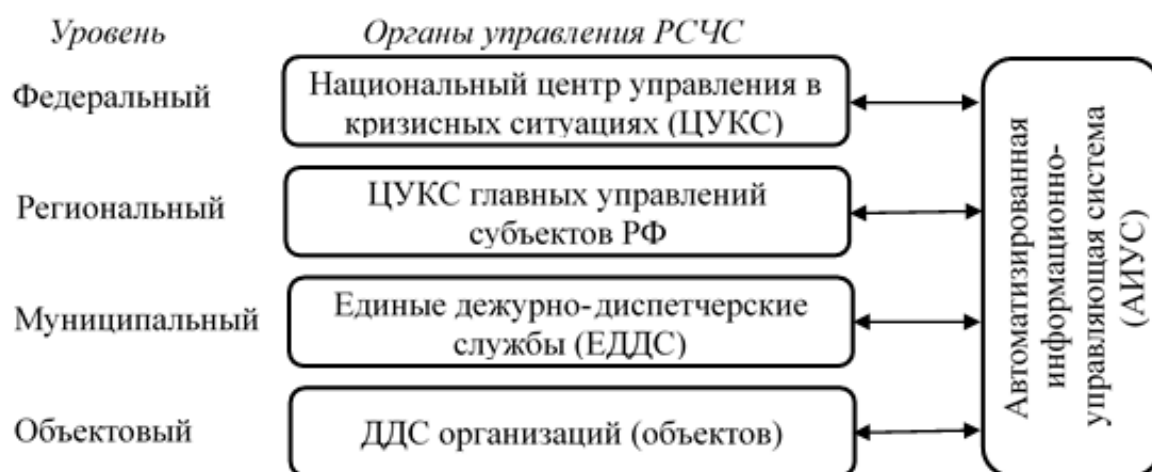


Рисунок 1.1 – Состав уровней управления РСЧС

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 травмированных 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.

Кроме бремени компенсации ущерба, госбюджет России 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 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 [6].

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 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 приемлемы для страхователей различных социальных групп?

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

**Особенности и проблемы управления в РСЧС.** Исследования, представленные в данной работе, основаны на анализе проблем и процессов управления силами и средствами (СиС) пожарных подразделений при тушении пожаров в условиях острого дефицита времени. Эти процессы, как правило, протекают в двух нижних уровнях иерархической системы управления МЧС (рисунок 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.

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 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», обрабатывающего этот поток.

### 1.1.2. Модели и задачи управления ликвидацией пожаров

Задачи, решаемые различными ЛПП 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 др. 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 или *системой поддержки принятия решений* (СППР) 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.

Те модели, которые могут быть использованы в СППР для помощи ЛПР в подборе субоптимальных вариантов решений, должны быть адекватны по *структуре* и *параметрам* самим прикладным задачам принятия решений. Задание «правильных» параметров моделей в настоящее время, как правило, производится одним из двух способов:

- *нормативным* или априорным, в рамках которого структуру и параметры аналитики задают, исходя из собственных представлений о сущности происходящих явлений или протекающих процессов;
- *адаптивным* или апостериорным (дескриптивным) – в нем структура, как правило, задается на основе экспертных знаний, а параметры определяются, например, методом наименьших квадратов (МНК) на основе данных, полученных в результате наблюдений или экспертного оценивания.

В данной работе адаптация моделей к опыту ЛПР предлагается как один из вариантов [77] обратной связи, обеспечивающей повышение адекватности моделей принятия решений, используемых в процедурах управления ликвидацией пожаров и ЧС. Это позволяет в целевой функции использовать параметры, выявленные по решениям, ранее принятым именно тем ЛПР, который несет ответственность за принятые и реализованные решения. Выявление параметров представляет собой *обратную задачу* принятия решений, замыкающую обратную связь, обеспечивающую адаптивность и текущую адекватность модели. 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

По Г. Саймону [472-474] и в соответствии с технологией исследования операций [75, 242-244], процесс принятия решений — это выбор между вариантами альтернативных действий для достижения определенной цели (целей). Он 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 для, поиск альтернатив, моделирование и прогнозирование результатов.

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

4. *Реализация*: применение выбранной альтернативы на практике.

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 или референтами ЛПР, обеспечивая его всем необходимым 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. В большинстве практических приложений ЭС также могут использоваться для помощи ЛПР в принятии решений, поэтому грань между ними, часто, весьма условна.

## 1.2.2. Системы, основанные на знаниях

### 1.2.2.1. Элементы поддержки ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций

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, пожарно-спасательных частей (ПСЧ) 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 рисунке 1.2 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.



Рисунок 1.2 – Инновационные элементы организации поддержки ликвидации пожаров и ЧС

При ликвидации пожаров и ЧС важнейшей представляется группа *исполнительских* (или рабочих) технологий. В ней 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 [324, 411]. Беспилотные авиационные системы (БАС) часто оказываются незаменимыми в ситуациях, требующих мониторинга, разведки на местности и сопровождения операций ликвидации пожаров и ЧС [134, 135].

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 [230, 355, 357, 443, 481] и некоторые другие, относящиеся к сфере искусственного интеллекта.

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 знания «добываются из опыта человека», в каком виде хранятся и как используются.

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) готовности гарнизонов и ПСЧ. Рассмотрены алгоритмы

как системы внутреннего контроля (СВК) ПСЧ, так и интеграции оценок готовности в рамках их иерархической подчиненности. Данные оценки позволят более эффективно распределять ресурсы. Показатели СВК 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).

#### **1.2.2.2. Концепция адаптивного управления на основе машинообучаемых моделей исследования операций**

Разработанный в данном исследовании подход призван устранить основной недостаток моделей исследования операций (ИО) за счет использования достоинств моделей систем автоматического управления. При этом из пары аналитик-ЛПР, участвующих в технологии ИО, в системе остается только ЛПР, что исключает из модели противоречие в системах предпочтений аналитиков и ЛПР, обеспечивая 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, что обеспечивается путем решения *обратных задач исследования операций*, с помощью которых решается задача, аналогичная идентификации объекта управления в системах автоматического управления.

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 (в некоторых случаях и структуры) *по тем решениям, которые принимал ЛПР* по возникающим ранее СТПР. При этом принятые решения (после их реализации) 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.

Адаптивная технология позволяет подстраивать используемую модель ИО к целевым предпочтениям конкретного ЛПР по эффективным 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 рисунке 1.3, режимах.

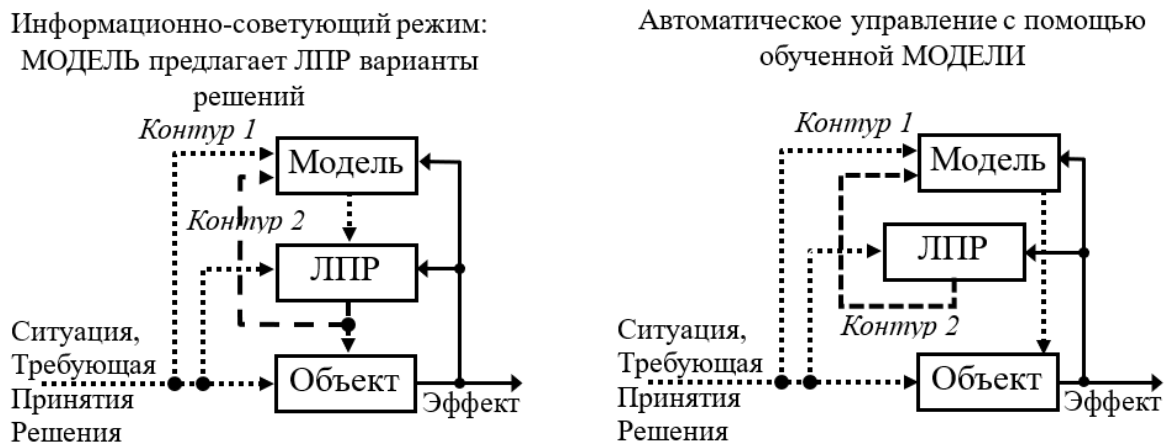


Рисунок 1.3 – Режимы управления на основе применения адаптивных (машинообучаемых) моделей исследования операций

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 СТПР 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 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 СТПР решение будет столь же взвешенным.

### 1.2.3. Модели и алгоритмы поддержки принятия решений

Модели, как одна из важнейших составляющих современных СТПР, стали использоваться задолго до появления первых СТПР для обоснования решений, принимаемых как в режиме *проектирования*, так и в *управлении* силами и средствами пожарно-спасательных подразделений на пожарах и в ЧС на различных уровнях РСЧС. Для того, чтобы показать место моделей, разработанных в рамках данного исследования, приведем две классификации – по типам (группам) моделей (таблица 1.1) и по группам прикладных задач.

Таблица 1.1 – Группы моделей, используемых при ликвидации пожаров и ЧС

	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

К моделям, построенным на *структурированных знаниях* (МСЗ) [331, 332, 472, 474], относят модели, *структурная адекватность* которых реальным процессам подтверждается многочисленными исследованиями, например, обслуживание гарнизоном вызовов структурно адекватно моделям СМО (систем

массового обслуживания с соответствующими заявками, обслуживающими приборами, очередями и т.п.); распределение ресурсов структурно адекватно моделям математического программирования и т.д.

Модели, построенные на *неструктурированных* (или *слабо структурированных*) знаниях (МНЗ) [331, 332, 472, 474], обычно отражают свойства, имеющие субъективный, качественный характер, которые затруднительно отнести к какому-либо типу структурированных моделей. Примером здесь может служить задача о том, сколько стволов следует выделить и как их расставлять на конкретном пожаре, где много объективных неопределенностей на момент принятия решения в условиях острого дефицита времени. Еще одним 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. Субъективные знания (а также построенные на их основе модели принятия решений) в этих случаях отражают личный опыт ЛПР (РТП), его склонность к риску и другие персональные характеристики. Эту категорию моделей будем называть моделями, построенными на *неструктурированных знаниях* (МНЗ).

Модели для *уникальных решений* (МУР) используются для однократных актов выбора решения, например, для обоснования количества пожарных частей в городе [56], или пожарных автомобилей в пожарно-спасательной части [146], или определение границ районов обслуживания в мегаполисе [1].

Модели для *повторяющихся решений* (МПР) применяются в ситуациях, требующих принятия решений, возникающих многократно в разное время, отличающиеся лишь исходными данными [211]. Например, распределение ресурсов ПСЧ гарнизона по объектам возгорания, которая может решаться несколько раз в день. К этой же группе относится задача выбора решений при эвакуации людей из горящего здания – направлять спасателей или группу разведки.

В данном исследовании в большей части рассматриваются модели, построенные на структурированных знаниях для поддержки принятия повторяющихся решений, т.е. СП-модели.

В таблице 1.2 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 МЧС.

Таблица 1.2 – Типы моделей, используемых в задачах управления МЧС

№ 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
			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]	СУ
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	СУ



№ п/п	Группа задач	Тип модели	Назначение (частные задачи)	Группа модели
			ЧС [291]	
		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	СУ

№ п/п	Группа задач	Тип модели	Назначение (частные задачи)	Группа модели
			[219]	
		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 и др.)	5.2.1. Планирование организации ликвидации пожаров и ЧС роботизированными подразделениями [135]	СУ
			5.2.2. Выбор маршрута движения пожарных в зданиях [355, 356]	СУ
		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	6.1. Бинарные (и	6.1.1. Оценивание	СУ

№ п/п	Группа задач	Тип модели	Назначение (частные задачи)	Группа модели
	тестирование объекта	другие) тесты	боеготовности пожарных подразделений [69]	
			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

Эта таблица не является исчерпывающей, а содержит лишь некоторые типичные для МЧС прикладные задачи и соответствующие им модели, которые потенциально могут использоваться в СППР. Последняя колонка таблицы отражает мнение автора о том, к какому из приведенных выше четырех типов моделей относится текущая. Кратко прокомментируем те модели, которые могут быть отнесены к направлению данного исследования.

К моделям второй группы задач (*Управление объектами, процессами, силами*

*и средствами*) относятся те, которые, позволяют выбирать варианты управления 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 т.п. Некоторые из моделей этой группы могут быть использованы в повторяющихся процедурах принятия решений (СП-модели).

Задачи третьей группы (*Прогнозирование*) очень разнообразны, но два типа моделей – марковские цепи [247] и модели выбора мест установки пожарной техники на водоисточники [368] могут быть использованы для накопления знаний в целях последующего применения в СППР.

Отметим, что в группах задач с четвертой по восьмую также имеются модели с явно выраженной структурой и параметрами, а значит они могут служить основой для накопления знаний о моделируемых объектах и процессах для последующего их использования в СППР. Некоторые из таких моделей и рассмотрены далее в настоящем исследовании.

### **1.3. Анализ взаимосвязей показателей и факторов по данным пожарной статистики**

#### **1.3.1. Показатели реагирования**

Предлагаемые в работе модели и алгоритмы поддержки управления и организации работы ГПС позволяют улучшить отдельные показатели процессов и организационных элементов структуры управления. Большинство этих показателей отражают локальные, часто временные, улучшения реагирования, непосредственно не отражающие улучшение конечных показателей эффективности ГПС (например, снижение ущерба), что затрудняет оценивание эффективности предложений и разработок. Для преодоления этой проблемы 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.).

Регрессионные модели выполняют роль связующего звена, частных показателей эффективности предложений, с показателями ущерба [297].

Важными параметрами, во многом определяющими исход работы подразделений ГПС, являются временные характеристики пожара [51, 56, 61]. На рисунке 1.4 приведена типовая диаграмма реагирования пожарных подразделений, где отмечены основные моменты времени развития пожара и соответствующие им интервалы времени выполнения операций.

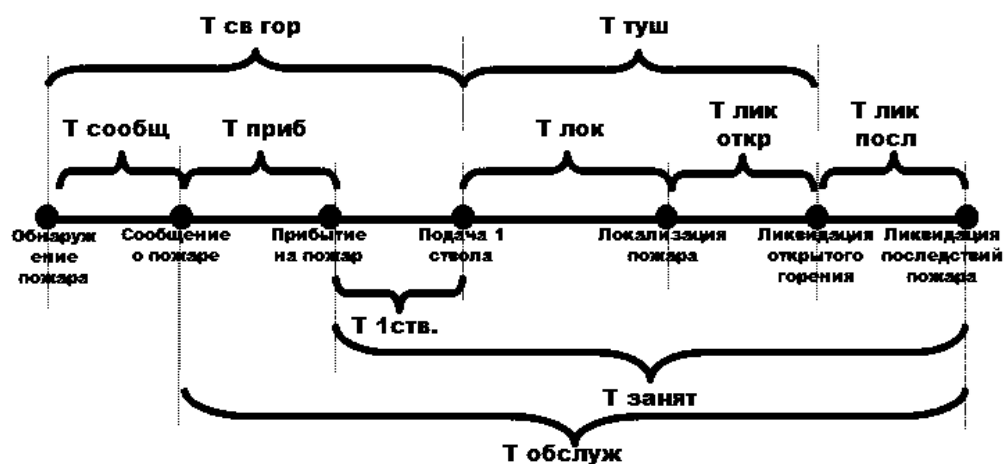


Рисунок 1.4 – Диаграмма реагирования пожарных подразделений

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 качестве показателей эффективности реагирования [51, 56, 61] далее будем принимать во внимание 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. Регрессионные модели взаимосвязи ущерба и временных характеристик реагирования пожарных подразделений

#### 1.3.2.1. Модели по данным о пожарах за периоды 2003-2017 и 2011-2017 годы

Статистические данные о пожарах [297] содержат разнообразные сведения о

параметрах пожаров – о временных характеристиках, причиненном ущербе, погибших и травмированных людях, а также другие виды ущерба. Вся эта многообразная статистика представлена в различных разрезах, с учетом тех или иных факторов, сопутствующих пожарам. Анализ этих данных показал, что, даже одни и те же показатели, представленные в разных статистических сборниках, в некоторых случаях отличаются. Однако, избыточность позволила существенно снизить негативное влияние подобных отклонений и в дальнейшем анализе были использованы отфильтрованные и максимально достоверные данные.

**Предварительный анализ данных об основных показателях пожаров за 2003-2017 гг.** В данном подразделе построены зависимости между временными показателями реагирования пожарных служб ( $\tau_{\text{сообщ}}$ ,  $\tau_{\text{приб}}$ ,  $\tau_{1 \text{ ств}}$ ,  $\tau_{\text{лок}}$ ,  $\tau_{\text{лик.откр}}$ ,  $\tau_{\text{лик.посл}}$ ), и показателями ущерба от пожаров ( $u$ ,  $R_2$ ,  $Q_2$ ). Результатом этого анализа являются аналитические (регрессионные [163, 334]) модели вида  $y = f(x)$ , отражающие зависимости показателей ущерба ( $y$ ) от показателей времени реагирования ( $x$ ), используемые для оценивания эффективности разрабатываемых моделей и алгоритмов.

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 остальные результаты регрессионного анализа приведем в готовом виде.

Для корректности анализа выборки статистических данных, отражающие стоимостные характеристики (прямой материальный ущерб) представим в сопоставимых (по годам) ценах с помощью *дефлятора*.

В таблице 1.3 приведены данные анализируемой выборки [297]. Статистические данные прямого материального ущерба ( $u$ ) в сопоставимых по годам ценах ( $u_{\text{д}}$  – с учетом дефлятора в ценах на 1.01.2018 года) приведены в таблице 1.4. Проценты инфляции по годам были использованы из официальной статистики Центрального банка РФ.

По данным таблиц 1.3 и 1.4 (для всех пожаров) построены регрессионные зависимости и их графики (рисунок 1.5), в которых по горизонтальной оси

отложены значения фактора  $\tau_{\text{приб}}$ , а по вертикальной оси (основной и вспомогательной) – значения  $u, u_d, R_2, Q_2$ .

Таблица 1.3 – Выборка пожарной статистики для 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 1.4 – 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



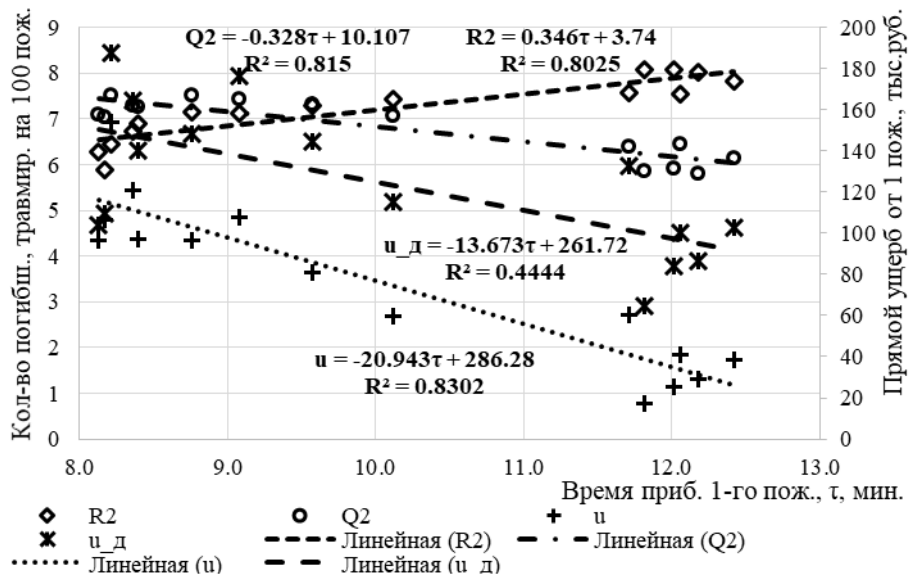


Рисунок 1.5 – Зависимости показателей ущерба от времени прибытия первого пожарного подразделения, а также их линейные тренды

Там же приведены и линии тренда (в них  $\tau_{\text{приб}} \triangleq \tau$ ) по каждому из показателей отклика. Построенные линейные уравнения регрессии  $u_{\text{д}}(\tau_{\text{приб}})$ ,  $R_2(\tau_{\text{приб}})$  и  $Q_2(\tau_{\text{приб}})$  имеют некоторые «странности». 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.

Парадокс убывания функций  $u_{\text{д}}(\tau_{\text{приб}})$ , 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 таблице 1.3. Но остается открытым вопрос о том, почему  $R_2(\tau_{\text{приб}})$  ведет себя иначе по сравнению с  $u_{\text{д}}(\tau_{\text{приб}})$ , 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 и регламентирована величина времени прибытия  $\tau_{\text{приб}}$  для города 10 минутами, а для сельской местности – 20 минутами.

### Кластерный анализ нестационарности временных рядов наблюдений.

Гипотезу нестационарности выборки проверена с использованием кластерного анализа [13]. Поскольку точки наблюдений, представленные на рисунке 1.5, группируются аналогично по каждому из показателей  $u_d, R_2, Q_2$ , при анализе исследована одна из них – зависимость  $u_d(\tau_{\text{приб}})$  по всем пожарам. Для этого были применены такие инструменты как метод иерархической кластеризации и метод  $K$ -средних. Для проведения кластерного анализа выполнено нормирование координат точек  $\bar{x}^j$  и для анализа нормированной выборки  $\bar{z}^j$  был использован программный комплекс *Statistica* [44, 45].

Дерево иерархической кластеризации представлено на рисунке 1.6. Из диаграммы видны явно выраженные два кластера, в один из которых входят точки, имеющие индексы наблюдений  $j = \overline{1, 7}$ , для второго кластера –  $j = \overline{8, 15}$ .

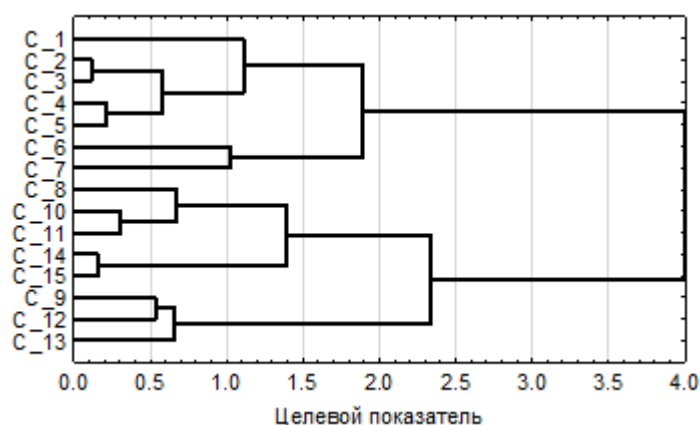


Рисунок 1.6 – Дерево иерархической кластеризации точек  $\bar{z}^j \triangleq C_j(\tau_{\text{приб}}, u_d)$

С учетом выявления двух основных кластеров был использован метод  $K$ -средних для более «тонкого» кластерный анализ (по той же выборке наблюдений). Он позволил определить координаты центров двух 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 рисунке 1.7.

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 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. 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 рисунке 1.7 показана без заливки.

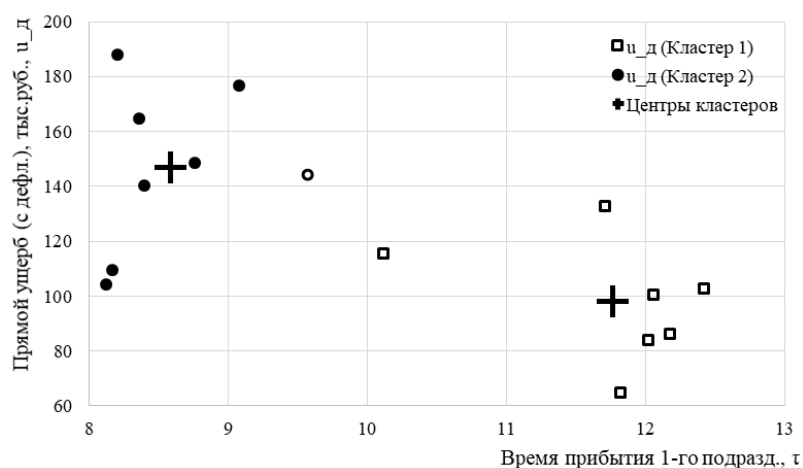


Рисунок 1.7 – Кластеры выборки  $\bar{x}^j(\tau_{\text{приб}} \quad u_d)$

### 1.3.2.2. Модели ущерба от пожаров в городах за 2011-2017 годы

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

На основании таблицы 1.3 и таблицы 1.4 были построены графики (рисунок 1.8) 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.

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

$$u_d = -425,19 + 93,124\tau_{\text{приб}}; \quad (1.1)$$

$$R_2 = -3,9919 + 1,5057\tau_{\text{приб}}; \quad (1.2)$$

$$Q_2 = 6,1586 + 0,3285\tau_{\text{приб}}. \quad (1.3)$$

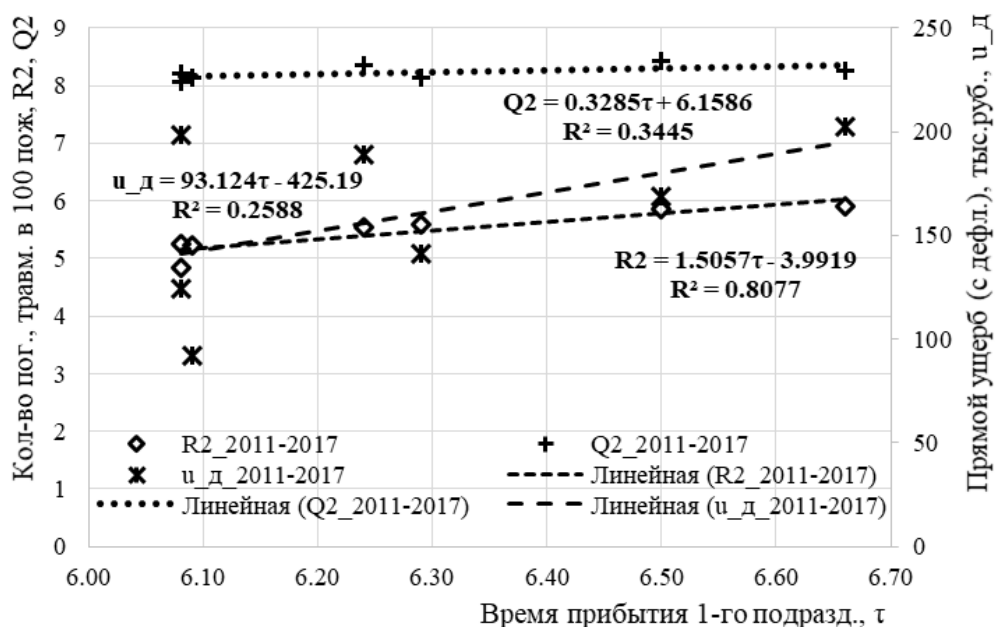


Рисунок 1.8 – Данные наблюдений  $u_d(\tau_{\text{приб}})$ ,  $R_2(\tau_{\text{приб}})$  и  $Q_2(\tau_{\text{приб}})$  по пожарам для города за период 2011-2017 гг.

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.

### 1.3.2.3. Результаты регрессионного анализа

**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 таблице 1.5, где уравнения регрессии в общей форме имеют следующий вид:

$$L^{\text{гр.дан}}(\tau_i) = c_0^{\text{гр.дан.}} + c_1^{\text{гр.дан.}} \tau_i^{\text{гр.дан.}}, \quad (1.4)$$

где верхний индекс отражает принадлежность к группе данных (все, город, село);  $\tau_i$  –  $i$ -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 1.5 – 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		<b><math>u_d(\tau_{\text{лик.посл}})</math></b>	<b>397,856</b>	<b>-7,907</b>	<b>0,265</b>	<b>0,236851</b>
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		<b><math>R_2(\tau_{\text{лик.посл}})</math></b>	<b>13,315</b>	<b>-0,210</b>	<b>0,865</b>	<b>0,002390</b>
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		<b><math>Q_2(\tau_{\text{лик.посл}})</math></b>	<b>9,319</b>	<b>-0,064</b>	<b>0,479</b>	<b>0,085083</b>

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

**Обсуждение результатов.** Рассмотрим некоторые особенности и закономерности построенных уравнений парной регрессии.

1. В таблице 1.5 жирным шрифтом выделены те уравнения, в которых

фактором является время ликвидации последствий пожара ( $\tau_{лик.посл}$ ). В этой группе уравнений *все коэффициенты наклона отрицательны*, а практически у всех остальных уравнений эти коэффициенты положительны. Поскольку все факторы являются характеристиками времени реагирования пожарных подразделений на возникший пожар, то логично было бы предполагать, что с уменьшением их значений должен снижаться и ущерб от пожара, а с их ростом должен расти и ожидаемый ущерб. Поэтому можно считать, что для фактора  $\tau_{лик.посл}$  *отрицательные коэффициенты уравнений 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 есть возможность сохранить имущество (уменьшив прямой материальный ущерб), отыскать людей под завалами и оказать им необходимую помощь (уменьшив число погибших и травмированных).

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 используемым 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 рисунке 1.9 представлены отсортированные по этому показателю модели.

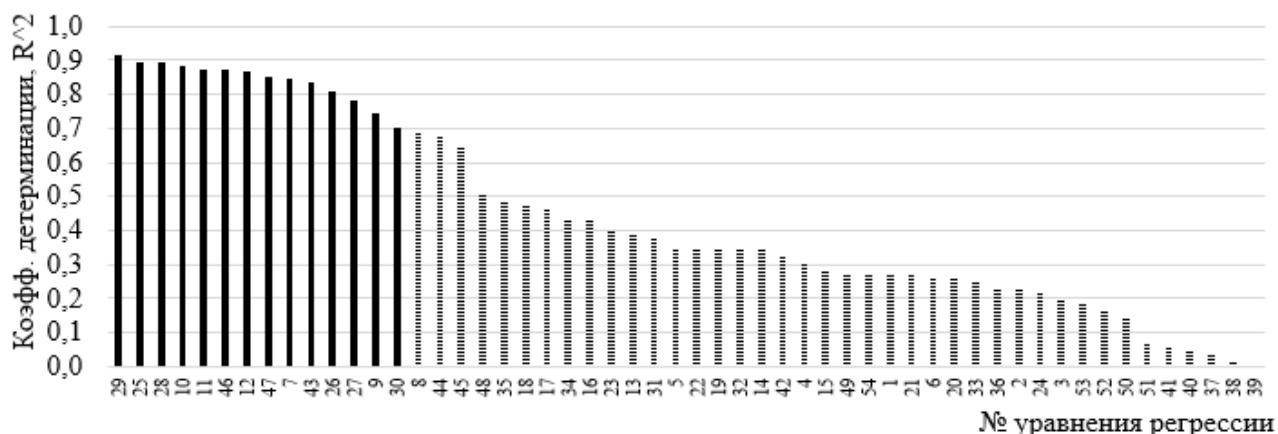


Рисунок 1.9 – Ранжировка регрессионных моделей по  $R^2$

На рисунке черной 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.

Заметим, что анализ построенных моделей по  $F$ -критерию Фишера дает результат, аналогичный показателю  $R^2$  [380].

**Множественная регрессия.** В общих обозначениях уравнения регрессии имеют вид:

$$u_d^{\text{гр.дан.}} = b_0^{\text{гр.дан.}} + b_1^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{сообщ}}^{\text{гр.дан.}} + b_2^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{приб}}^{\text{гр.дан.}} + b_3^{\text{гр.дан.}} \tau_{1 \text{ ств}}^{\text{гр.дан.}} + b_4^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лок}}^{\text{гр.дан.}} + b_5^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.откр}}^{\text{гр.дан.}} + b_6^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.посл}}^{\text{гр.дан.}}; \quad (1.5)$$

$$R_2^{\text{гр.дан.}} = b_0^{\text{гр.дан.}} + b_1^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{сообщ}}^{\text{гр.дан.}} + b_2^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{приб}}^{\text{гр.дан.}} + b_3^{\text{гр.дан.}} \tau_{1 \text{ ств}}^{\text{гр.дан.}} + b_4^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лок}}^{\text{гр.дан.}} + b_5^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.откр}}^{\text{гр.дан.}} + b_6^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.посл}}^{\text{гр.дан.}}; \quad (1.6)$$

$$Q_2^{\text{гр.дан.}} = b_0^{\text{гр.дан.}} + b_1^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{сообщ}}^{\text{гр.дан.}} + b_2^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{приб}}^{\text{гр.дан.}} + b_3^{\text{гр.дан.}} \tau_{1 \text{ ств}}^{\text{гр.дан.}} + b_4^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лок}}^{\text{гр.дан.}} + b_5^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.откр}}^{\text{гр.дан.}} + b_6^{\text{гр.дан.}} \tau_{\text{лик.посл}}^{\text{гр.дан.}}. \quad (1.7)$$

С использованием опции «Регрессия» надстройки «Анализ данных» *MS Excel*, получены коэффициенты девяти уравнений и соответствующие им показатели значимости. Результаты анализа приведены в таблице 1.6, в которой видно, что 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 временных характеристик) с рассматриваемыми в работе показателями ущерба.



Таблица 1.6 – Параметры уравнений регрессии показателей ущерба, построенных по дополненной выборке показателей реагирования

От-клик	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

Вторая и третья группы временных показателей реагирования (*агрегированные* и *интегральные* приведены на рисунке 1.4) 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.

## 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, построенные на основе технологий искусственного интеллекта, в частности, машинного обучения таких традиционно известных оптимизационных моделей как математическое программирование, матричные игры, модели управления рисками и другие. Это дает возможность 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. Проведен анализ современных интеллектуальных систем управления, основанных на знаниях. Выполнен анализ достоинств и недостатков моделей различных типов, показано, что именно модели исследования операций могут служить основой для построения адаптивных (приспосабливающихся к системе предпочтений ЛПР) моделей поддержки принятия решений. Предложена концептуальная схема построения таких моделей на основе двухконтурной организации взаимодействия моделей, объекта и ЛПР.

3. Проведен анализ задач принятия решений при управлении ликвидацией пожаров и ЧС, выявлены четыре основные группы моделей поддержки принятия решений, отражающие сочетание таких двух типов факторов как *уникальность принимаемых решений* и *структурированность знаний*. Приведена классификация моделей поддержки принятия решений при ликвидации пожаров и ЧС, в которой выделены восемь групп моделей, предназначенных для проектирования, управления, прогнозирования, мониторинга, планирования действий, диагностики или тестирования, интерпретации, идентификации, распознавания и обучения. Приведенные классификации позволили отнести разработанные в данном исследовании модели к категории *повторяющихся, построенных на структурированных* (и в некоторых случаях, на неструктурированных) знаниях.

4. Анализ статистических 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.

5. Построены регрессионные зависимости таких показателей ущерба как количество погибших, травмированных людей и прямой материальный ущерб от всех первичных показателей времени реагирования пожарных подразделений, 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. Всего построено 63 регрессионных модели. Среди 54 парных регрессий лишь группа моделей для количества погибших имеют весьма высокие показатели адекватности (коэффициент детерминации  $R^2$  и уровень значимости модели по  $F$ -критерию), что позволяет оценивать эффективность алгоритмов, методов и моделей, предлагаемых в следующих разделах работы, по показателям ущерба.

6. Анализ показал, что практически во всех парных регрессиях, *кроме зависящих от времени ликвидации последствий пожара*, коэффициент наклона имеет положительное значение, что не противоречит ожиданиям – с увеличением соответствующего 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 с ростом времени ликвидации последствий пожара растут шансы найти еще не погибших людей, и позаботиться о сохранении имущества.

## Глава 2. Машинообучаемые модели, алгоритмы и методы распределения ресурсов при управлении ликвидацией пожаров

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

Как отмечалось в [53, 58], значительная доля пожаров происходит в зданиях, большая часть которых находится в городах, так 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.

Анализ пожарной статистики [297] и ряда публикаций [53, 56, 58, 60] показал, что в городах часто возникают ситуации, когда необходимо в некоторые моменты времени распределять пожарно-спасательные подразделения по нескольким объектам. А это типичная задача распределения ограниченных ресурсов. При этом дежурный офицер Единой дежурно-диспетчерской службы (ЕДДС) гарнизона, как лицо, принимающее решение (ЛПР), 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.

Эффективность противопожарной системы во многом определяется ее способностью реагировать на одновременно возникающие пожары, а также потоком вызовов, сопровождающих эти пожары [370]. Принято различать пожары и вызовы т.к. не всякий вызов означает пожар, поскольку могут быть ложные

вызовы или небольшие возгорания (травы, 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, оценивания и учета количества одновременных вызовов и/или пожаров.

## **2.1. Управление силами и средствами при одновременных вызовах**

### **2.1.1. Анализ статистики о пожарах в городах**

В качестве конечных показателей эффективности реагирования рассматриваются: прямой материальный ущерб с учетом дефлятора ( $u_d$ ), количество погибших ( $R_2$ ) и травмированных людей ( $Q_2$ ). На рисунке 2.1а приведены данные о количестве пожаров ( $n$ ) и показателях ущерба в городах в 2003-2017 гг. Анализ показал, 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 называется удельным.* На рис 2.1б приведены регрессионные зависимости видов ущерба от интенсивности пожаров, из которых видно, 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.*

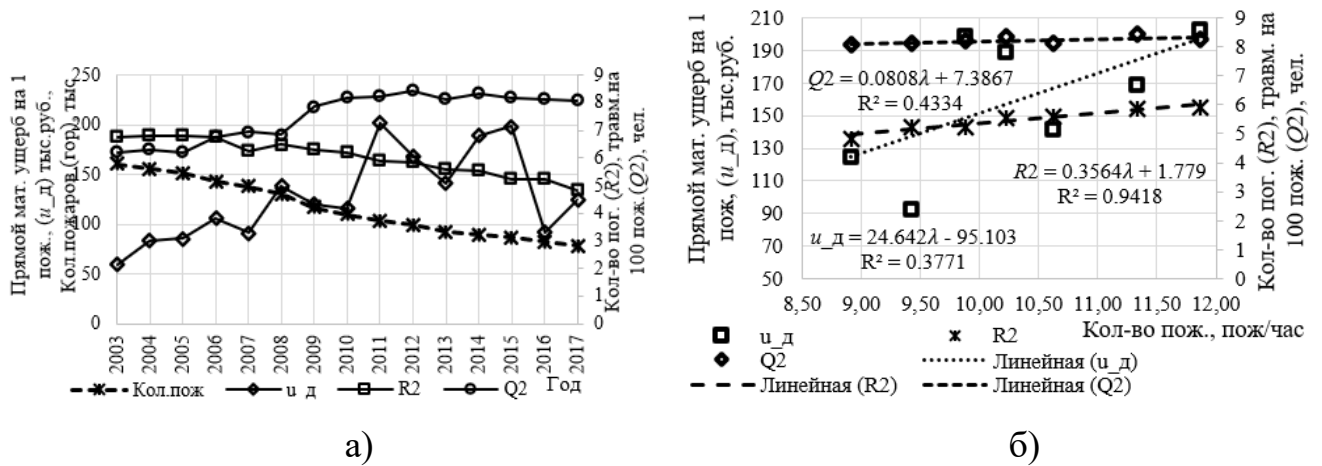


Рисунок 2.1 – Количество пожаров и показатели удельного ущерба (а); регрессия ущерба от интенсивности пожаров по данным 2011-2017 гг. (б)

По двум другим моделям при том же увеличении количества пожаров *прямой материальный ущерб (u<sub>д</sub>) увеличивается в 2,86 раз, а количество травмированных людей (Q<sub>2</sub>) увеличивается в 1,09 раз.*

Гипотетически можно представить, что идеально действующая ГПС должна работать с равной эффективностью вне зависимости от интенсивности пожаров. Для стремления к этому идеалу и предложены машинообучаемые оптимизационные модели, обеспечивающие гибкое распределение СиС.

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].

**Статистические данные обслуживания вызовов и моделирование потока заявок.** Согласно докладу МЧС [249, 250] в Москве в 2014 году ежедневно в каждой из 105 ПСЧ происходит 1-2 выезда с переменным количеством машин.

Количество выездов нарядов подчиняется распределению Пуассона с интенсивностью  $\lambda$ , а распределение времени обслуживания пожара ( $\tau_{\text{обсл}}$ ) может быть описано распределением Эрланга того или иного порядка или гамма-распределением [17, 49]. Плотность распределения Пуассона имеет вид:

$$p(k, \lambda) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, \quad (2.1)$$

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

$$f(t, \alpha, \beta) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} t^{\alpha-1} e^{-\frac{t}{\beta}}, \quad (2.2)$$

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

На рисунке 2.2 приведены распределения, аппроксимирующие данные о количестве пожаров и продолжительности их обслуживания в Москве в 2014 г.

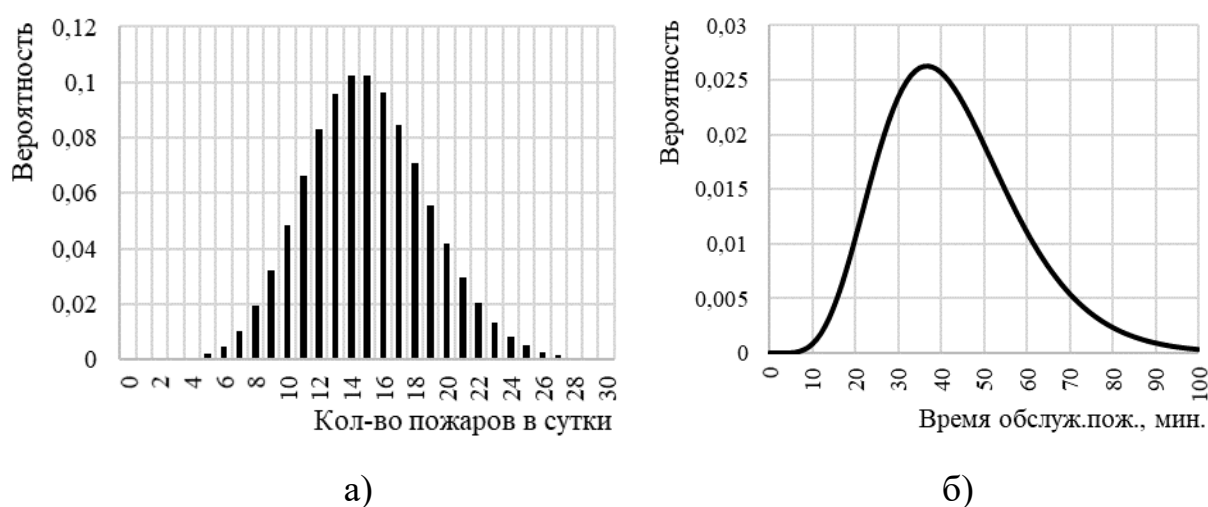


Рисунок 2.2 – Плотности распределения Пуассона (а) и гамма-распределения (б) для потока вызовов и обслуживания пожаров по Москве в 2014 г.

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 рисунке 2.3 приведена одна из реализаций (временная диаграмма) симитированных вызовов на пожары с параметрами, приведенными выше, иллюстрирующая локальные всплески интенсивностей вызовов, приводящие к группам одновременных вызовов.

### 2.1.2. Особенности управления ликвидацией пожаров при одновременных вызовах

Проблемы, связанные с одновременными вызовами и пожарами, рассматриваются на протяжении достаточно длительного времени [48-52, 369, 370]. Согласно общепринятой трактовке, в одновременных пожарах перекрываются интервалы их обслуживания. Именно для таких ситуаций возникает задача оптимального распределения сил и средств по нескольким пожарам. Локальные кратности пожаров для данных, приведенных на рисунке 2.3, отображены на рисунке 2.4.

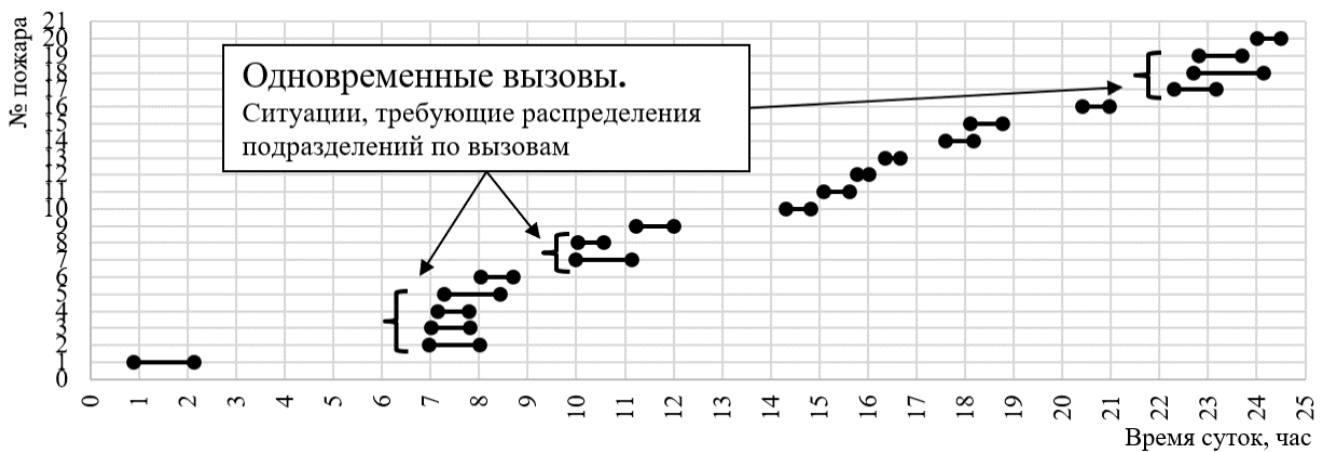


Рисунок 2.3 – Временная диаграмма с одновременными вызовами на пожары

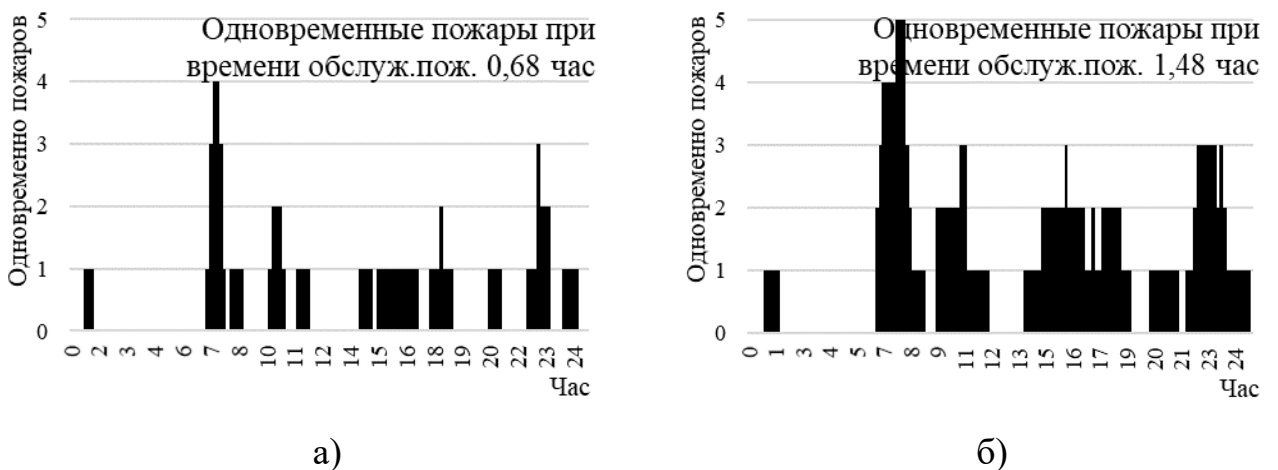


Рисунок 2.4 – Временная диаграмма кратности пожаров

На рисунке 2.4а приведено количество пожаров, которые могут происходить



одновременно, при наиболее вероятной их продолжительности (рисунок 2.2б) в 0,68 часа. На рисунке 2.4б приведена диаграмма количества одновременных пожаров, если их продолжительность составляет 1,48 часа. Вероятность такой продолжительности, в соответствии с распределением, приведенным на рисунке 2.2б составит 0,01, что является крайне редким случаем, но если он происходит, то возникает потребность в принятии решений и в такой ситуации. Графики изменения локальных интенсивностей, а также средняя интенсивность за год  $\lambda_{\text{средн}}$ , приведены на рисунке 2.5, где видно, что пиковые значения могут превышать среднегодовые значения в 5-10 раз.

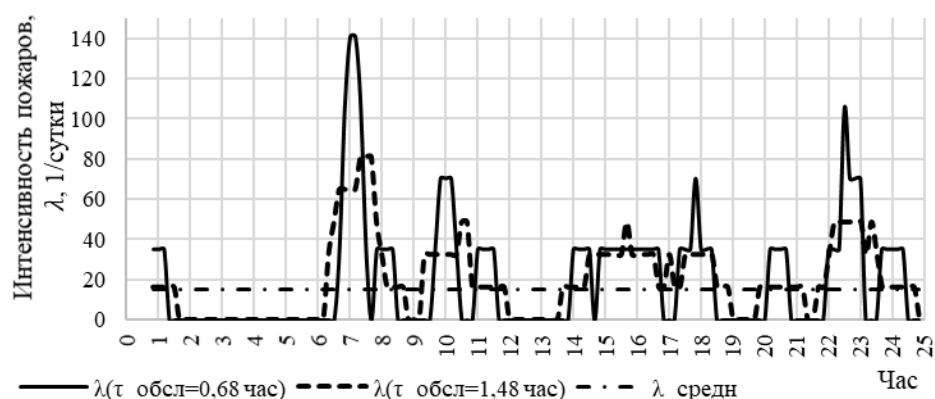


Рисунок 2.5 – Локальные интенсивности пожаров на суточной реализации

Если в среднем (по Москве для приведенных выше данных)  $\lambda = 0,63$  пож/час, то в локальных пиках (рисунок 2.5) эта величина составляла  $\lambda = 5,85$  пож/час. Для такой плотности потока вызовов – относительная плотность потока  $\eta = \frac{\lambda}{\mu} = 3,8$  ( $\mu$  - плотность потока обслуживания), а среднее время обслуживания пожара увеличивается с  $\tau_{\text{обсл}} = 0,54$  час. до  $\tau_{\text{обсл}} = 0,65$  час., т.е. возрастает на 21%.

## 2.2. Модели распределения ресурсов пожарно-спасательных частей при одновременных вызовах

В данном подразделе рассматриваются вопросы адаптивного управления распределением сил и средств (СиС) на уровне гарнизона ГПС. Идеи адаптивного управления в организационных системах разрабатываются достаточно давно [8, 11,

56, 57, 133 - 135, 218, 361 - 366]. В работах [8, 11] авторы утверждают, что в идеале социально-экономические объекты всех уровней должны обладать высокой степенью приспособляемости 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. ЛПР). В рамках такой технологии адаптации опыт приспособляемости накапливается только у ЛПР, а при его замене или отсутствии эффективность функционирования системы неизбежно снижается.

В работе предложен *другой вариант адаптации*, в рамках которого знания и опыт приспособляемости системы накапливается в модели и остается в системе даже при отсутствии того опытного человека-ЛПР, знания которого перенесены в модель. В этой главе такой подход реализуется на базе модели транспортного типа (*транспортная модель* – ТМ), в исследовании операций называемой *транспортной задачей* (ТЗ), однако заметим, что к перевозкам каких бы то ни было товаров из пункта «А» в пункт «В» рассматриваемая модель не имеет отношения.

### **2.2.1. Прямая и обратная постановки распределительной задачи транспортного типа**

Транспортная модель относится к разделу исследования операций [365, 478], называемому *математическим программированием*. ТЗ является одной из разновидностей задач линейного программирования.

**Прямая транспортная задача.** ТЗ представлена на рисунке 2.6, где схематично показана ситуация, требующая принятия решения (СТПР), когда одновременно в разных районах города возникает несколько (на рисунке – три) пожаров, которые необходимо ликвидировать, привлекая силы и средства ПСЧ гарнизона. Задача ЛПР (диспетчера гарнизона) заключается в том, чтобы в соответствии с рангом пожара, назначить (привязать) пожарные части к пожарам.

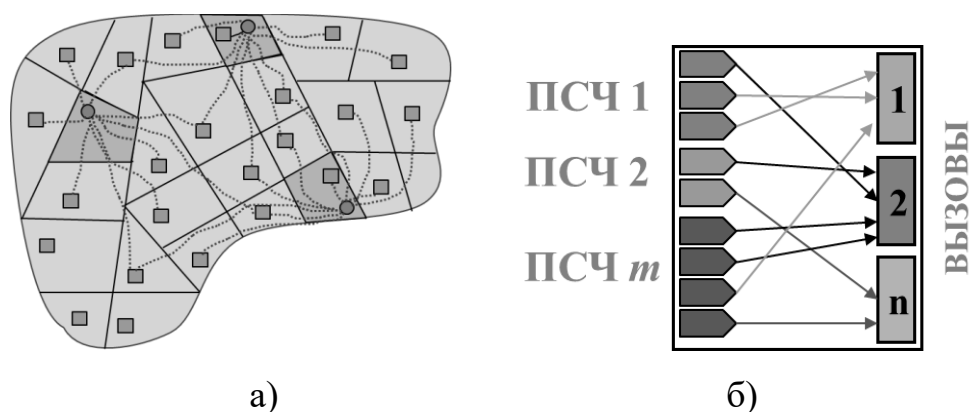


Рисунок 2.6 – Ситуация одновременных вызовов

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.

На момент возникновения СТПР имеется некоторое текущее множество (количеством  $m$ ) боеготовых ПСЧ, из числа которых необходимое количество должно быть назначено на тушение  $n$  пожаров. Распределению подлежит множество *однородных ресурсов* (для каждого однородного ресурса решается своя ТЗ). В каждой ПСЧ имеется известное ЛПР количество ресурсов (например, автоцистерн – АЦ) –  $a_i$ , где  $i = \overline{1, m}$  (вектор  $\bar{a} = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_m]^T$ ). Каждый из одновременных пожаров, в соответствии со своим рангом требует определенного количества ресурсов (этого же типа) –  $b_j$ , где  $j = \overline{1, n}$  (вектор  $\bar{b} = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_n]^T$ ). Здесь номер пожара соответствует номеру района (территориального участка) города, в котором может возникнуть пожар.

Назначению одной единицы ресурса  $i$ -го источника ( $i$ -ой ПСЧ)  $j$ -ому получателю (району места вызова, пожара) ставится в соответствие обобщенный платеж  $c_{ij}$  (затраты времени, показатели ущерба и др). Забегая вперед, отметим, что содержательный смысл  $c_{ij}$ , не имеет значения т.к. является предметом машинного обучения путем решения обратной ТЗ (ОТЗ). Решением ТЗ являются

значения  $x_{ij}$  – количество ресурсов, которое следует выделить из  $i$ -го источника  $j$ -ому получателю при условии, что суммарные платежи по всем назначениям должны быть минимальными.

Все параметры *сбалансированной ТЗ* принято [365, 478] представлять в виде *транспортной таблицы* (платежной матрицы). *Целевая функция* (ЦФ) прямой ТЗ имеет вид:

$$L(X) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij}, \quad (2.3)$$

где  $L$  – целевой показатель, отражающий совокупные платежи/издержки;  $X = \|x_{ij}\|_{mn}$  – матрица искомым переменных задачи;  $C = \|c_{ij}\|_{mn}$  – матрица транспортных издержек. СТПР определяется совокупностью двух векторов  $\{\bar{a}, \bar{b}\}$ , которые должны удовлетворять следующим ограничениям:

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = a_i, \quad i = 1, \dots, m; \quad (2.4)$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = b_j, \quad j = 1, \dots, n; \quad (2.5)$$

$$x_{ij} \geq 0, \quad i = 1, \dots, m; \quad j = 1, \dots, n. \quad (2.6)$$

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

$$X_{opt} \rightarrow \arg \min_X L(X). \quad (2.7)$$

Таким образом, соотношения (2.3)-(2.7) представляют собой постановку *прямой ТЗ*. В параметрах «черного ящика» ТЗ имеет такой вид (рисунок 2.7):

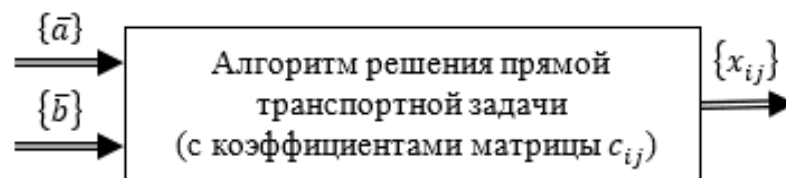


Рисунок 2.7 – Взаимосвязь параметров прямой ТЗ

**Алгоритм машинного обучения ТЗ.** 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.

В данной работе 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  $C = \|c_{ij}\|_{mn}$  (рисунок 2.8).

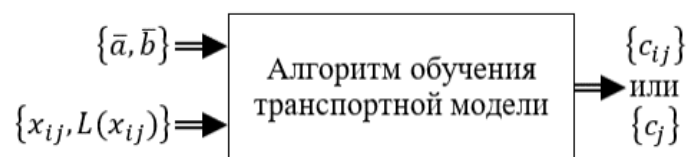


Рисунок 2.8 – Взаимосвязь параметров при обучении модели

Обучение модели предложено [77] проводить путем решения *обратной транспортной задачи* (ОТЗ) на основе преобразования прямой ТЗ к задаче линейного программирования (ЗЛП), решением обратной ЗЛП и последующим преобразованием полученного решения ЗЛП в решение ТЗ.

**Преобразование транспортной задачи к задаче линейного программирования.** Для решения ОТЗ прямая ТЗ сведена к *ЗЛП на максимум*

(Приложение Б), в которой все ограничения представлены неравенствами тип ( $\leq$ ). Для этого ограничения-равенства ТЗ преобразованы в ограничения-неравенства, а целевая функция (ЦФ) ТЗ на минимум – в ЦФ на максимум. Для преобразований введены следующие обозначения [82, 83, 84, 100, 126, 129, 483]:

$$x_{11} = a_1 - \sum_{j=2}^n b_j + \sum_{i=2}^m \sum_{j=2}^n x_{ij}; \quad (2.8)$$

$$x_{i1} = a_i - \sum_{j=2}^n x_{ij}, \quad i = \overline{2, m}; \quad (2.9)$$

$$x_{1j} = b_j - \sum_{i=2}^m x_{ij}, \quad j = \overline{2, n}. \quad (2.10)$$

С учетом обозначений получено следующее представление ТЗ в форме ЗЛП:

$$L(X) = \sum_{i=2}^m \sum_{j=2}^n \tilde{c}_{ij} x_{ij}, \quad (2.11)$$

где  $\tilde{c}_{ij} = -(c_{11} - c_{i1} - c_{1j} + c_{ij})$  – здесь уже добавлено умножение на (-1). В (2.11) опущена константа  $\tilde{c}_0$ , которая не влияет на искомое решение  $x_{ij}$ . Ограничения:

$$\sum_{j=2}^n b_j - a_1 - \sum_{i=2}^m \sum_{j=2}^n x_{ij} \leq 0; \quad (2.12)$$

$$\sum_{j=2}^n x_{ij} - a_i \leq 0, \quad i = \overline{2, m}; \quad (2.13)$$

$$\sum_{i=2}^m x_{ij} - b_j \leq 0, \quad j = \overline{2, n}; \quad (2.14)$$

$$X_{opt} = \arg \max_X L(X); \quad (2.15)$$

$$x_{ij} \geq 0, \quad i = \overline{2, m}, \quad j = \overline{2, n}. \quad (2.16)$$

Как показали исследования [77] 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 [77], т.е. вектора оценок – к ближайшему к ЦФ вектору спектра ОДР-полигона [77]. 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.

### 2.2.2. Машинное обучение транспортной модели как обратная задача восстановления параметров целевой функции по наблюдениям

В тех случаях, когда выборка наблюдений оказывается слишком большой, одношаговый алгоритм [77] становится излишне громоздким, поэтому разработан универсальный *рекуррентных алгоритмов оценивания* коэффициентов искомой ЦФ на основе использования *рекуррентной формы метода наименьших квадратов* (МНК) [336, 337].

При решении ОТЗ всякое новое  $k$ -е наблюдение представляется спектром очередного решения, состоящего из совокупности  $M$  нормальных (к гиперплоскостям ограничений) векторов единичной длины  $\bar{e}_i^k$  (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 таком виде:

$$e_{ij}^k = c_j + \varepsilon_j^k. \quad (2.17)$$

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  $\{\bar{a}, \bar{b}\}^k$ , 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 рисунке 2.9.

В [77, 78, 102] данный алгоритм назван «стохастическим» т.к. в нем используется стохастическая модель измерений (2.17), принятая в теории стохастического оценивания [47, 220, 236, 336, 337]. Основные этапы вычисления оценок НВВД ЦФ ЛПР с использованием рекуррентного алгоритма включает следующие этапы (рисунок 2.9).

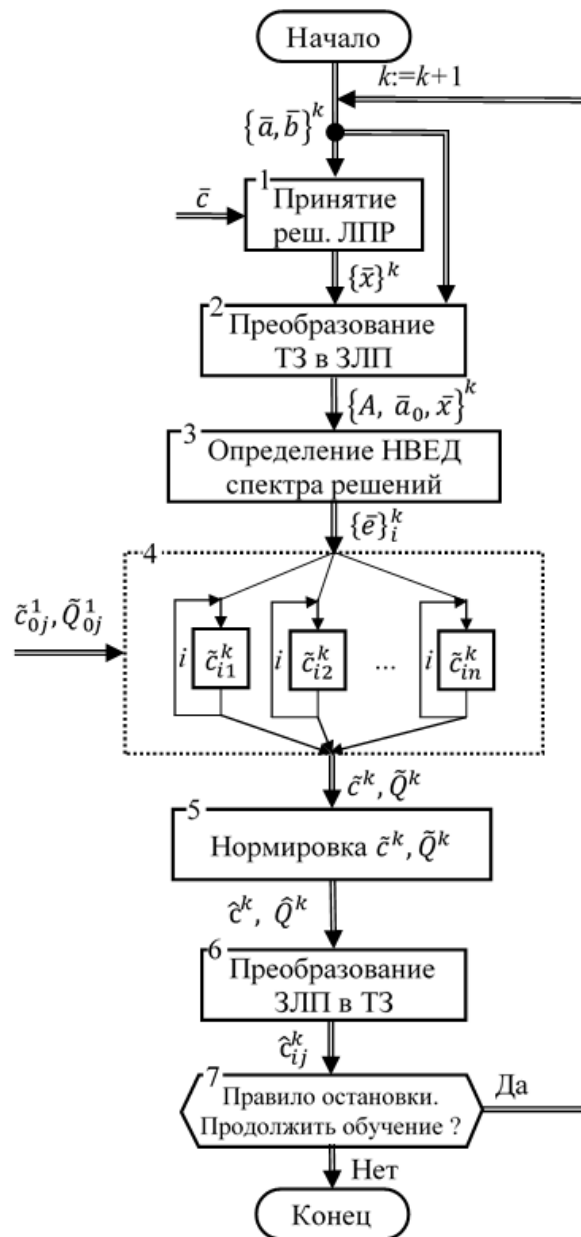


Рисунок 2.9 – Рекуррентный алгоритм вычисления оценок ЦФ ТЗ по наблюдениям за решениями, принимаемыми ЛПР



**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 (разметки) принятого решения как эффективного (хорошего, удачного, приемлемого и т.п.) или неэффективного. Эта классификация варианта решения может выполняться «лицом, оценивающим решения» (ЛОР) или решение считается 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.2.2.1. И далее обработка выполняется в соответствии с алгоритмом решения обратной ЗЛП (Приложение Б).

**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  $M = n$ , а значит  $i = \overline{1, n}$ , 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 (2.17). Каждая координата обрабатывается в соответствии с рекуррентными уравнениями, аналогичными паре уравнений рекуррентного МНК (Приложение Б):

$$\tilde{c}_{i+1j}^k = \tilde{c}_{ij}^k + \tilde{Q}_{ij}^k (\tilde{Q}_{ij}^k + 1)^{-1} (e_{ij}^k - \tilde{c}_{ij}^k); \quad (2.18)$$

$$\tilde{Q}_{i+1j}^k = \tilde{Q}_{ij}^k - \tilde{Q}_{ij}^k (\tilde{Q}_{ij}^k + 1)^{-1} \tilde{Q}_{ij}^k; \quad (2.19)$$

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 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  $\hat{c}^k$ :

$$\hat{c}_j^k = \frac{\tilde{c}_j^k}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (\tilde{c}_j^k)^2}}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (2.20)$$

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:

$$\hat{Q}_j^k = \frac{\tilde{Q}_j^k}{\sum_{j=1}^n (\tilde{c}_j^k)^2}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (2.21)$$

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 – ЗЛП в ТЗ, 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. 2.2.1. 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 (обучения модели).** 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.

Правило остановки 1. Сходимость на полигоне. Полигон (Приложение А) является удобным тестом проверки степени обученности модели по данным, получаемые от ЛПР. При использовании ОДР-полигона в качестве средства мониторинга, качество обученности модели проверяется *не по сходимости оценок, а по сходимости решений* т.к. устойчивость (повторяемость) решения на нескольких шагах свидетельствует о *возможности прекращения процесса оценивания.*

Для ТЗ  $2 \times 3$  ОДР-полигон приведен на рисунке 2.10, там же – веса вариантов решений, сходимость по оценкам и решениям.

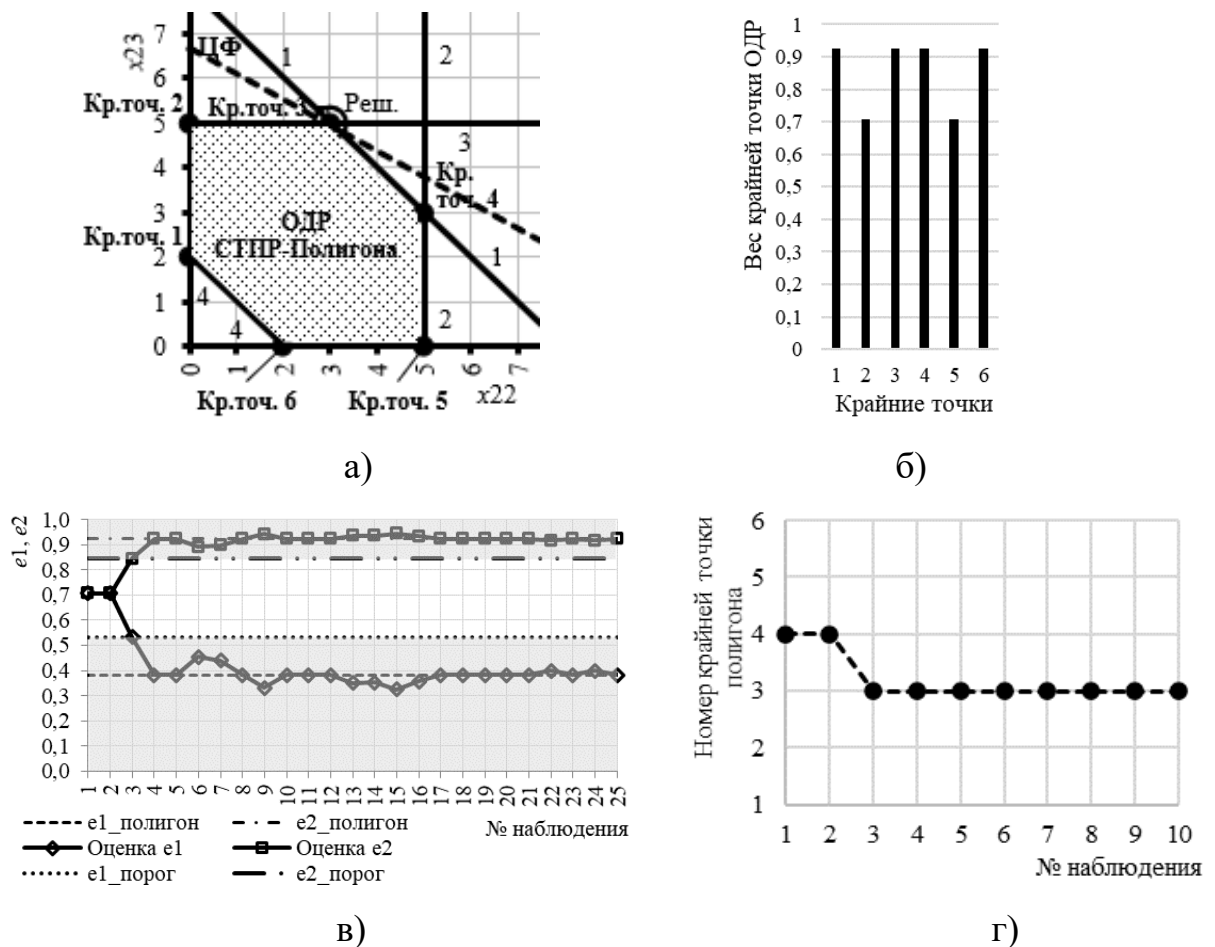


Рисунок 2.10 – Полигон (а), веса информативности вариантов решений на нем (б), сходимость по оценкам (в) и по решениям на полигоне (г)

Алгоритм мониторинга степени обученности модели приведен на рисунке 2.11, где в *блоке 2* реализуется рекуррентный алгоритм (рисунок 2.9). В *блоке 3* по СТПР-полигону отыскивается оптимальное решение (рисунок 2.10в), 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.  $N_{\text{Порог.}}$  выбирается, исходя из размеров последовательности одинаковых решений [160].

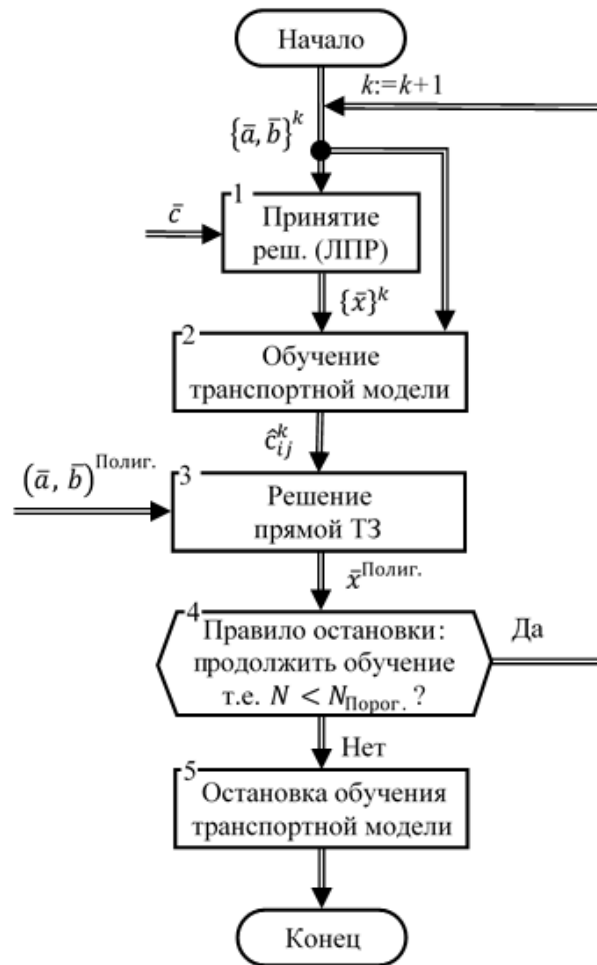


Рисунок 2.11 – Алгоритм *Правила остановки 1* на основе СТПР-полигона

Процесс сходимости оценок может быть ускорен двумя путями:

1. ранжировать наблюдения (если такая возможность имеется в прикладной задаче) [77, 78, 102] по значениям весовых коэффициентов информативности ( $\beta^k$ , рисунок 2.10б) решений, что приводит к сходимости оценок по решениям, 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].

Правило остановки 2. Сходимость по приращениям оценок. Здесь в качестве меры сходимости используется длина вектора разности двух векторов оценок ЦФ, вычисленных на текущем  $(k+1)$  и предыдущем  $k$ -ом шагах наблюдений:

$$\delta_c^{k+1} = |\hat{c}^{k+1} - \hat{c}^k| * 0,5, \quad k = 1, 2, \dots \quad (2.22)$$

Поскольку каждый из векторов разности имеет единичную длину (НВЕД), то максимальная разность (при любой размерности пространства переменных) может быть равна 2 – при их разнонаправленности. Поэтому в (2.22) добавлен множитель 0,5, в этом случае  $\delta_c^{k+1} \in [0; 1]$ .

На рисунке 2.12а проиллюстрировано для модельного примера (Приложение А) изменение этого показателя и его скользящего среднего (для 4-х наблюдений).

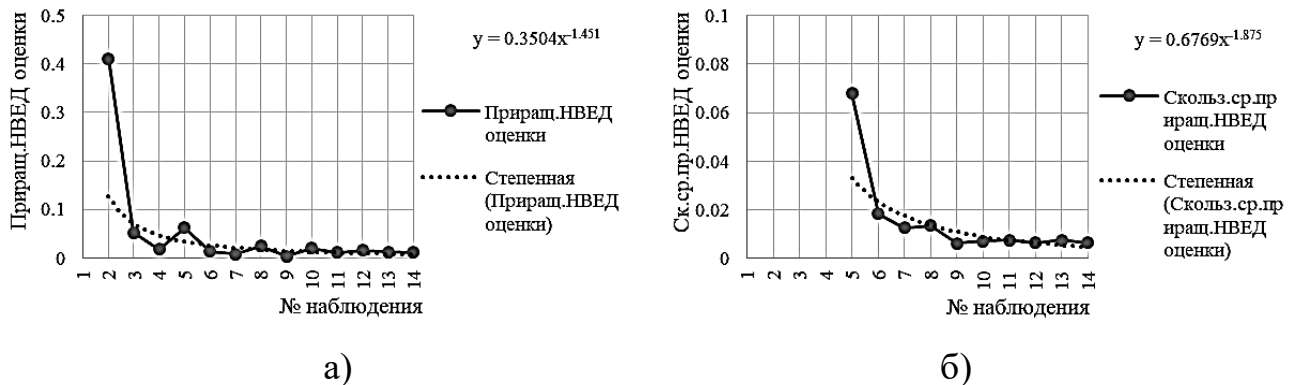


Рисунок 2.12 – Сходимость оценок ЦФ ЛПР по приращениям НВЕД оценки

При построении нелинейной аппроксимации изменения меры  $\delta_c^{k+1}$  появляется возможность прогнозирования количества наблюдений, достаточного для обеспечения необходимой точности. Алгоритм работы данного правила остановки аналогичен предыдущему и отличается лишь содержанием блока 4, где проверяется неравенство  $\delta_c^{k+1} > \delta_c^{\text{Порог}}$ . Если «Нет», то процедура обучения прекращается, иначе – продолжается.

### 2.3. Экспертные процедуры выявления предпочтений лиц, принимающих решения

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 в втором случае можно и управлять ситуацией (СТПР), выбирая ее в соответствии с целями задачи.

#### 2.3.1. Алгоритм экспертного оценивания вариантов распределения ресурсов на основе транспортной модели

Эксперт является «*измерительным прибором*», позволяющим, с помощью методов и алгоритмов организации экспертизы и обработки ее результатов, измерить свойства объектов в тех ситуациях, где нет возможности получить сведения с помощью существующих инструментальных средств. В данной работе объектами измерения являются варианты решений, принимаемых в возникающих ситуациях (СТПР).

Для 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 – матрица  $X$ ) и подтверждение, что данное решение является эффективным (оптимальным, удовлетворительным, приемлемым, и т.п.).

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 примера ТЗ  $2 \times 3$  максимальное количество таких вершин-альтернатив – 6 (Приложение А, рисунок А.1).

В теории экспертного оценивания [38, 167], если количество альтернатив более чем 3-5, то при их ранжировании, для обеспечения необходимой точности, применяется метод парных (попарных) сравнений. Продемонстрируем далее на примере рассмотренной ранее ТЗ  $2 \times 3$  технологию (алгоритм) выбора оптимального распределения с применением методов экспертного оценивания и принципов оптимального планирования эксперимента. На рисунке 2.13 приведен алгоритм выбора лицом, принимающим решения, наилучшей из альтернатив распределения ресурсов при одновременных вызовах.

Данный алгоритм играет роль элемента СТПР для декомпозиции процедуры выбора на ряд простых операций. В рамках данного алгоритма *решается прямая задача выбора варианта плана распределения*. Технология проиллюстрирована на числовом примере, соответствующем тем наблюдениям, СТПР которых содержит наибольшее количество альтернативных вариантов планов распределения ресурсов (Приложение А, рисунок А.1д). Это наблюдения 6, 19, 20, 23 и полигон (Приложение А). 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.



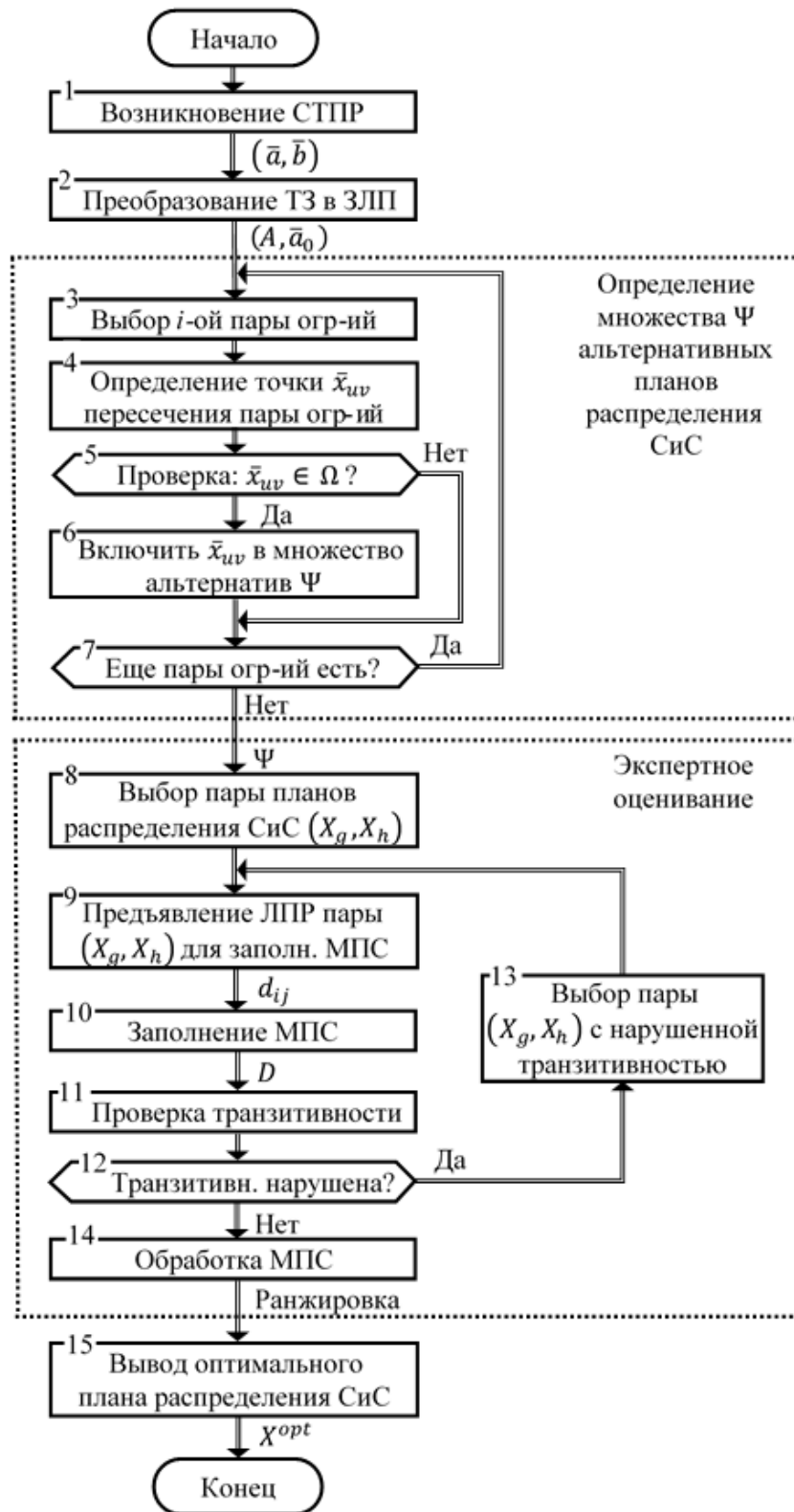


Рисунок 2.13 – Алгоритм выбора оптимального плана распределения СиС

Блок 2. ТЗ преобразуется в эквивалентную ей ЗЛП в соответствии в выражениями (2.8)-(2.16) для произвольной размерности (или для ТЗ  $2 \times 3$ ). 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 ЗЛП (матрица спецификаций),  $\bar{a}_0$  – вектор правых частей ограничений ЗЛП.

В блоках 3-7 выполняются операции по выявлению альтернативных планов распределения ресурсов на основании данных текущей СТПР – формируется множество альтернативных планов  $\Psi$ . Эти операции выполняются автоматически, без участия ЛПР.

*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 линий (гиперплоскостей)  $u$  и  $v$  в списке ограничений ЗЛП. Для ТЗ  $2 \times 3$ , в обозначениях, принятых в ЗЛП (Приложение Б), решается следующая пара уравнений (а в произвольном случае –  $n$  уравнений):

$$\begin{cases} a_{u1}x_1 + a_{u2}x_2 = a_{u0} \\ a_{v1}x_1 + a_{v2}x_2 = a_{v0} \end{cases} \quad (2.23)$$

Решением этой пары уравнений (координаты вектора  $\bar{x}_{uv}$ ) будет:

$$x_1 = \frac{a_{u0}a_{v2} - a_{u2}a_{v0}}{a_{u1}a_{v2} - a_{u2}a_{v1}}; \quad x_2 = \frac{a_{u1}a_{v0} - a_{u0}a_{v1}}{a_{u1}a_{v2} - a_{u2}a_{v1}}. \quad (2.24)$$

Для некоторых пар уравнений решение может отсутствовать (т.к. в ТЗ некоторые гиперплоскости параллельны друг другу, чему соответствует «нет» в таблице 2.1). В результате циклического перебора всех пар уравнений заполняется таблица (матрица) решений (2.24). Для рассматриваемой задачи таблица решений, после циклического выполнения блоков 3-7 будет иметь вид, приведенный в таблице 2.1 в формате  $(x_1; x_2)$ .

*Блок 5.* Здесь 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). Так итерационно, формируется множество вершин ОДР для СТПР.

Таблица 2.1 – 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)	<b>(0;3)</b>	<b>(3;0)</b>
	2			<b>(5;3)</b>	<b>(2;6)</b>	(0;8)	(8;0)
	3				(5;6)	нет	<b>(5;0)</b>
	4					<b>(0;6)</b>	нет
	5						(0;0)
	6						

*Блок 6.* Для очередной точки  $\bar{x}_{uv} \in \Omega$  (обозначим ее  $\bar{x}_{uv}^\Omega$ ), которая относится к ОДР, как области определения ЗЛП  $\Omega$ , определяется соответствующий ей вариант ( $X_k \in \Psi$ ) плана распределения. Каждый альтернативный план  $X_k$  строится согласно соотношениям (2.8)-(2.16), позволяющим каждой точке  $\bar{x}_{uv}^\Omega (x_{22}; x_{23})$  поставить в соответствие таблицу (матрицу) решения ТЗ. Для компактности представления вместо таблицы распределения ресурсов в ТЗ будем использовать соответствующую ей матрицу. После выявления всех  $\bar{x}_{uv}^\Omega$  в цикле блоков 3-7, получим следующие альтернативные планы распределения ресурсов:

$$\begin{cases} X_1 = \begin{pmatrix} 3 & 5 & 0 \\ 2 & \mathbf{0} & \mathbf{6} \end{pmatrix}; & X_2 = \begin{pmatrix} 0 & 5 & 3 \\ 5 & \mathbf{0} & \mathbf{3} \end{pmatrix}; & X_3 = \begin{pmatrix} 0 & 2 & 6 \\ 5 & \mathbf{3} & \mathbf{0} \end{pmatrix}; \\ X_4 = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 6 \\ 3 & \mathbf{5} & \mathbf{0} \end{pmatrix}; & X_5 = \begin{pmatrix} 5 & 0 & 3 \\ 0 & \mathbf{5} & \mathbf{3} \end{pmatrix}; & X_6 = \begin{pmatrix} 5 & 3 & 0 \\ 0 & \mathbf{2} & \mathbf{6} \end{pmatrix}, \end{cases} \quad (2.25)$$

где жирным шрифтом выделены пары, соответствующие значениям переменных  $x_{22}; x_{23}$ . Эти планы соответствуют крайним точкам ситуации, представленной в Приложении А на рисунке А.1д. 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 просмотренных пар уравнений. Если

такие есть, то процесс возвращается в блок 3, иначе – верхний треугольник таблицы решений пар уравнений оказывается заполненным (таблица 2.1) и необходимо переходить к экспертным процедурам.

В блоках 8-14 выполняются человеко-машинные операции по определению наилучшего из 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) о качестве того или иного плана распределения ресурсов. В этих блоках используется инструментарий экспертного оценивания [167].

*Блок 8.* Перебираются пары планов  $(X_g; X_h)$ , представленных в (2.25) 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 выполняется по дискретной шкале измерения предпочтений [38, 167] в виде диалогового экранного интерфейса:

$$d_{gh} = \begin{cases} 3, \text{ если } X_g > X_h, \text{ т. е. } X_g \text{ предпочтительнее чем } X_h \\ 2, \text{ если } X_g \approx X_h, \text{ т. е. } X_g \text{ эквивалентен } X_h \\ 1, \text{ если } X_g < X_h, \text{ т. е. } X_h \text{ предпочтительнее чем } X_g \end{cases}. \quad (2.26)$$

*Блок 10.* Результатом парных сравнений является матрица парных сравнений (МПС), заполненная измерениями (2.26), полученными от ЛПР. МПС может быть представлена и в виде таблицы. МПС, заполненная ЛПР (в режиме имитационного моделирования), приведена в таблице 2.2.

Таблица 2.2 – 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			
1	2	3	3	3	3	3	17	486	0,375	1	1	1	3	6	1
2	1	2	3	3	3	1	13	54	0,125	3	3	3	9	4	3
3	1	1	2	3	1	1	9	6	0,075	5	5	5	15	2	5
4	1	1	1	2	1	1	7	2	0,063	6	6	6	18	1	6
5	1	1	3	3	2	1	11	18	0,094	4	4	4	12	3	4
6	1	3	3	3	3	2	15	162	0,188	2	2	2	6	5	2

ЛПР-эксперт моделировался как идеальный измерительный прибор, который обладает абсолютным разрешением альтернатив и не допускает ошибок в оценивании по (2.26). 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.

*Блок 11.* 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.

*Блок 12.* Наличие циклов (на графе отношений альтернатив) свидетельствует о том, что МПС, представленная в таблице 2.2, содержит противоречивые отношения – нарушение транзитивности выявлено [167].

*Блок 13.* Пары альтернатив с нарушенной транзитивностью вновь предъявляются для оценивания.

*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 ( $r_g$ ). Окончательно вектор ранжировки, полученный по МПС усреднением результатов обработки МПС тремя методами, имеет следующий вид:

$$R_1 = [1 \quad 3 \quad 5 \quad 6 \quad 4 \quad 2]^T. \quad (2.27)$$

Как видно, первые два места занимают соответственно план  $X_1$  и план  $X_6$ .

*Блок 15.* Полученные результаты имитационных экспериментов показали [380], что даже, если эксперт не является идеальным измерительным прибором 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.

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 к желаемым предпочтениям или к 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 ЛПР *проецирует 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 и рассмотрим принципы и инструментарий оптимального планирования эксперимента применительно к предложенному выше алгоритму.

### **2.3.2. Планирование экспериментов для выявления предпочтений лица, принимающего решения**

#### **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 (2.11)-(2.16), делятся на две группы:

- допускающие вмешательство в формирование ограничений (2.12)-(2.14), предъявляемых ЛПР для выбора решений;

- такие, которые не оставляют возможности произвольно (в целях оптимизации планирования) формировать ограничения (2.12)-(2.14).

Для второй группы ускорить процесс настройки не представляется возможным, а для первой существуют два способа:

1. сформировать ограничения (2.12)-(2.14) оптимальным способом (в смысле максимизации прироста информации о предпочтениях ЛПР);

2. не изменяя реально возникших, в связи с СТПР, ограничений (2.12)-(2.14), 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 или выявить его предпочтения для обеспечения эффективной поддержки принятия решений.

### 2.3.2.2. Принципы согласованного управления

Способность ЛПР «осмыслить» определенное количество альтернатив (однозначно определяется количеством ограничений  $m$  в предъявленной СТПР) названа [77] *пропускной способностью ЛПР* ( $\mu_L$ ).

Свойство ЛПР, отражающее возможность различать пары альтернатив (крайних точек ОДР), расположенных в различной степени удаления друг от друга называется *разрешающей способностью ЛПР* ( $\gamma_L$ ).

Аналогичное свойство предъявляемого множества альтернатив, представленных областью допустимых решений, будем называть *контрастностью альтернатив* ( $\delta$ ). 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* ( $\lambda$ ) –



количество альтернатив в единице площади или объема.

*Под информативностью СТПР будем понимать размер телесных углов ( $\varphi$ ) соответствующего многогранника ограничений (для двух переменных – плоских углов). Информативность СТПР и контрастность альтернатив являются характеристиками внешней среды (по отношению к ЛПР).*

Разрешающая и пропускная способности ЛПР являются его собственными характеристиками, отражающими его опыт и персональные возможности.

От согласованности характеристик ЛПР и характеристик внешней среды зависит качество (надежность, адекватность, эффективность) принимаемых им решений.

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.

Рассмотрим варианты схем управления с различной степенью согласованности интерфейса «среда-ЛПР».

1. *Традиционная структура интерфейса*, используемая в настоящее время с соответствующими параметрами СТПР, генерируемых средой (пожарной обстановкой в городе), и ЛПР (дежурным диспетчером гарнизона) приведена на рисунке 2.14.

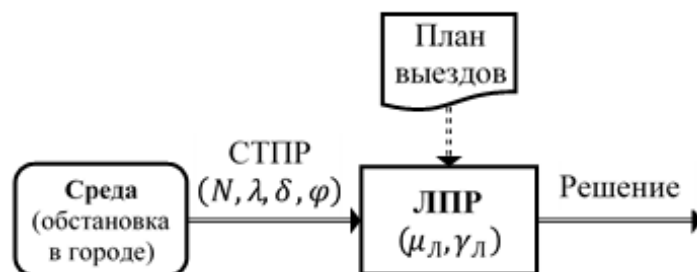


Рисунок 2.14 – Параметры традиционного интерфейса «среда-ЛПР»

Для обеспечения согласованности управления, что позволяет ЛПР принимать эффективные (близкие к оптимальным в терминологии транспортной модели,

аппроксимирующей выбор ЛПР) решения, должны быть эквивалентны (равны, близки) следующие пары параметров СТПР и ЛПР:  $(\lambda$  и  $\gamma_L)$ ,  $(N$  и  $\mu_L)$ . В традиционном, ныне существующем, интерфейсе:

$$\begin{cases} N > \mu_L \\ \lambda > \gamma_L' \end{cases} \quad (2.28)$$

где  $N$  – количество альтернативных планов распределения СиС, соответствующих каждой возникающей СТПР;  $\mu_L$  – пропускная способность ЛПР;  $\lambda$  – плотность альтернатив в возникающей СТПР;  $\gamma_L$  – разрешающая способность ЛПР.

2. *Интерфейс с использованием декомпозиции СТПР и методов экспертного оценивания* (рисунок 2.15), реализуемый в алгоритме, приведен на рисунке 2.13.

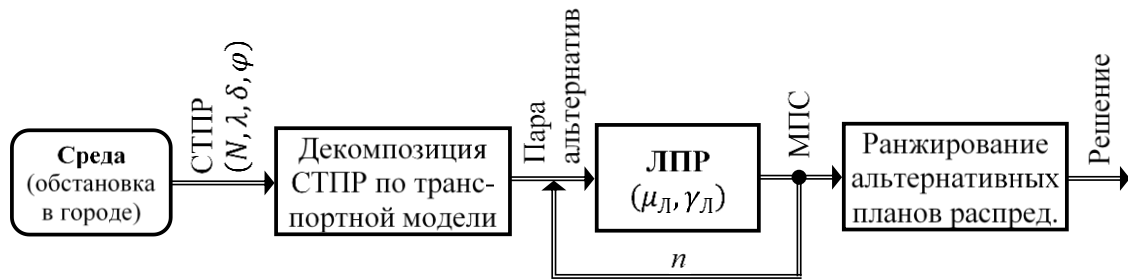


Рисунок 2.15 – Схема работы интерфейса «среда-ЛПР» с декомпозицией СТПР и методами экспертного оценивания

В рамках этой схемы взаимодействия ЛПР со средой любая возникающая СТПР раскладывается на ряд (пары) альтернатив и в таком виде (парами) предъявляется ЛПР, в результате чего формируется матрица парных сравнений (МПС), выполняется ранжирование альтернативных вариантов планов распределений СиС. Наиболее предпочтительный вариант плана принимается в качестве решения. Для этого варианта интерфейса соотношение параметров будет следующим:

$$\begin{cases} (N_2 \approx \mu_L) \rightarrow \times n \\ \lambda > \gamma_L \end{cases}, \quad (2.29)$$

где  $N_2$  – означает, что ЛПР работает лишь с парой альтернатив.

3. *Интерфейс с использованием декомпозиции СТПР, методов экспертного оценивания и планирования эксперимента* (рисунок 2.16).

Здесь с помощью алгоритмов оптимального планирования эксперимента уменьшается плотность альтернатив, предъявляемых ЛПР. В силу этого согласованными становятся и два вторых элемента:

$$\begin{cases} (N_2 \approx \mu_L) \rightarrow \times n_k \\ (\lambda_{ПЭ} \approx \gamma_L) \rightarrow \times k \end{cases}, \quad (2.30)$$

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  $СТПР_k$ .

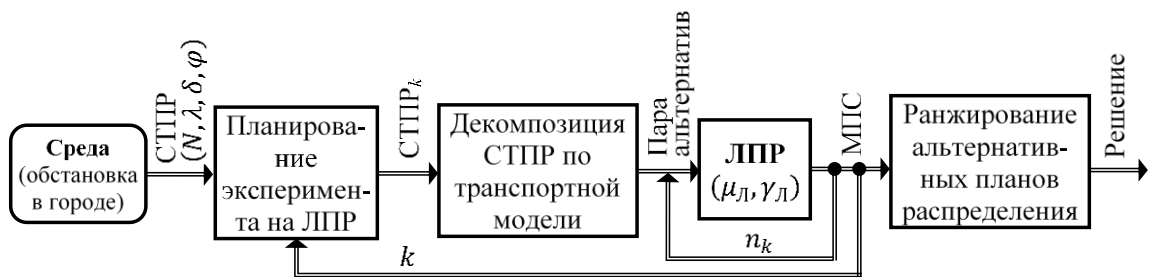


Рисунок 2.16 – Схема работы интерфейса «среда-ЛПР» с планированием эксперимента, декомпозицией СТПР и методами экспертного оценивания

4. *Интерфейс с использованием машиннообученных моделей* (рисунок 2.17). 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.

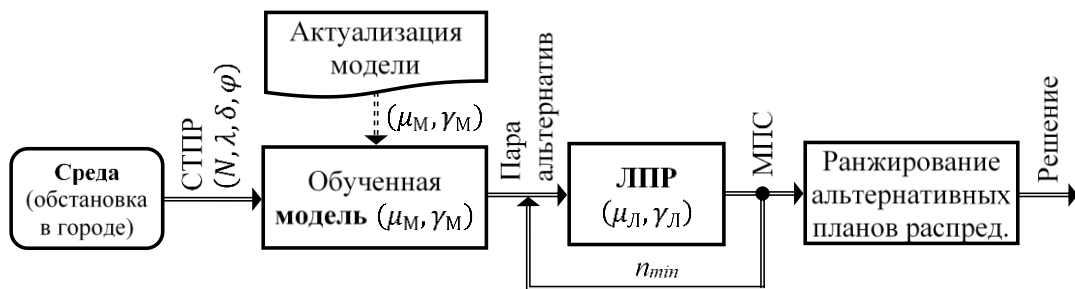


Рисунок 2.17 – Схема работы интерфейса «среда-ЛПР» с использованием машиннообученной модели

На рисунке 2.17:  $\mu_M$  – пропускная способность обученной модели (для модели она, практически, не ограничена);  $\gamma_M$  – разрешающая способность обученной модели (она также, практически, не ограничена).

### 2.3.2.3. Оптимальное планирование эксперимента

Декомпозиция задачи распределения СиС до парных сравнений, реализованная в алгоритме на рисунке 2.13, гарантированно обеспечивает сопряжение ЛПР со средой *по его пропускной способности*. Однако, при этом общее число альтернатив, определяемое размерностью матрицы парных сравнений, достаточно велико, что потребует и большого времени на выполнение всех парных сравнений и получение необходимой ранжировки альтернатив. Принципы и методы *оптимального планирования эксперимента* (ОПЭ) [256, 395, 402], как одного из разделов прикладной статистики, позволяют существенно снизить общее количество альтернатив в матрице парных сравнений (МПС) за счет предъявления не всего множества ограничений из ОДР, соответствующей возникшей СТПР, а лишь его части, обеспечивая максимальную контрастность альтернатив. Анализ особенностей задачи показал, что из всего арсенала средств ОПЭ целесообразно воспользоваться принципами *рандомизации, рототабельности и композиционности* на основе использования понятия *спектра ЗПП*.

Задача ОПЭ на ЛПР может быть представлена как конструирование таких наборов спектров ОДР, которые позволили бы максимально быстро получить от ЛПР приемлемую оценку его вектора ЦФ (Приложение А, рисунок А.3). Из двух упомянутых типов ОПЭ – активного и полуактивного [77], в контексте применения ТЗ, воспользуемся *полуактивным*.

**Полуактивный эксперимент** применяется в процедурах машинного обучения ТЗ для получения реакции (решения) ЛПР на возникающие СТПР.

В полуактивном эксперименте, в отличие от активного, за основу берется исходная СТПР, спонтанно возникающая в реальной среде. Данные *дозировано*

предъявляются ЛПП в виде модификаций исходной СТПР. Концепция дозированного предъявления данных ЛПП основана на принципе (формула (2.30)) обеспечения согласованного взаимодействия в интерфейсе «среда-ЛПП» для минимизации ошибок принятия решений.

Дозирование предъявлений, геометрически, проявляется в том, что из совокупности ограничений, образующих ОДР возникающей СТПР, выбирается минимальный их набор. ОДР, образованная этим минимальным набором ограничений, и предъявляется ЛПП 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 (принцип *композиционности* ОПЭ). Эта процедура повторяется несколько раз до тех пор, пока не будут исчерпаны все ограничения исходного множества ограничений с учетом очередной точки ОДР, выбранной ЛПП в качестве оптимального решения. Не все ограничения исходной ОДР используются в этом процессе т.к. он развивается по одной из ветвей дерева вариантов и завершается, как правило, после 1-2 шагов. Алгоритм полуактивного эксперимента представлен на рисунке 2.18. В нем этапы выбора оптимального решения методами экспертного оценивания укрупнены до одного блока, детализация которого приведена в предыдущих алгоритмах. Иллюстрации и комментарии приведены далее в контексте рассматриваемого примера ТЗ 2×3.

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 в выражениями (2.8)-(2.16) для произвольной размерности или для ТЗ 2×3. В результате такого преобразования СТПР уже представлена не парой  $(\bar{a}, \bar{b})$ , а парой  $(A, \bar{a}_0)$ , где  $A$  – матрица коэффициентов левых частей ограничений (матрица спецификаций ЗЛП),  $\bar{a}_0$  – вектор правых частей ограничений.

В блоках 3-4 выполняются операции по выявлению альтернативных планов

распределения ресурсов на основании данных текущей СТПР – формируется множество альтернативных планов  $\Psi$ . Эти операции выполняются автоматически, без участия ЛПР.



Рисунок 2.18 – Алгоритм полуактивного эксперимента на ЛПР для выбора оптимальных планов распределения СиС

*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.* Здесь 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 на рисунке 2.13 детально представлена блоками 3-15.

*Блок 6.* После того, как по текущей СТПР от ЛПР 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  $2 \times 3$  – 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. Либо решение передается для его реализации в случае использования процедуры для прямого управления распределением СиС.

Как видно из алгоритма, в *полуактивном композиционном (наращиваемом) эксперименте* ЛПР работает с существенно меньшим набором ограничений, а значит и меньшим числом альтернативных планов распределения ресурсов. В ряде случаев алгоритм 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  $2 \times 3$ .

**Особенности полуактивного эксперимента для максимальной ОДР**

(рисунок А.1д, Приложение А). 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) (Приложение А, рисунок А.1), т.е. с максимальным, для данной размерности задачи, количеством крайних точек, а значит и альтернативных планов распределения ресурсов (рисунок 2.19а).

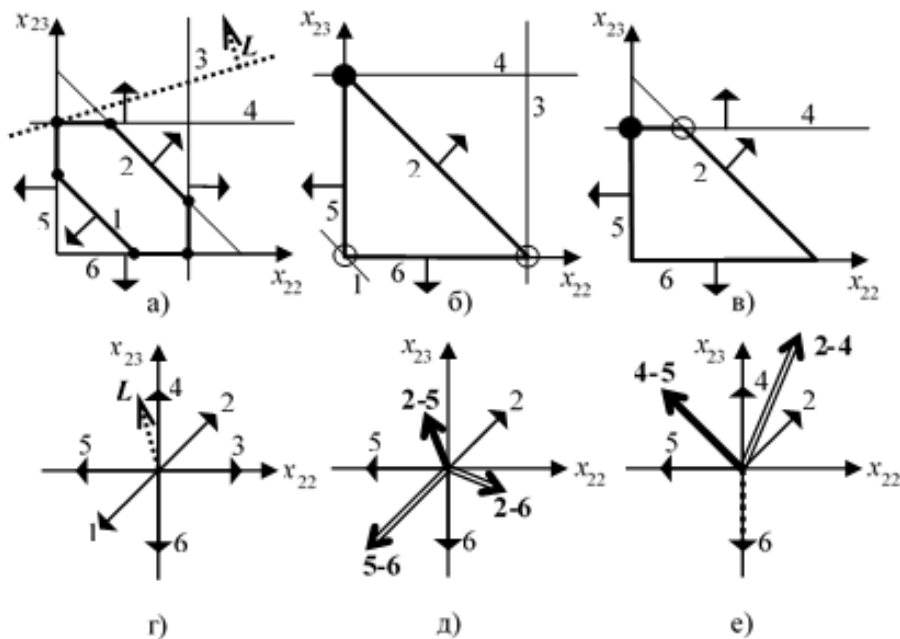


Рисунок 2.19 – Эволюция ОДР при композиционном планировании эксперимента

На рисунке 2.19а показаны: ОДР (ограничена жирной линией); 6 ее крайних точек – потенциальных вариантов решения; векторы (НВВД), 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 (Приложение А, таблица А.4). На этом же рисунке 2.19а показана линия уровня моделируемой ЦФ (пунктирная линия  $L$ ) и ее НВВД, указывающие направление градиента – увеличения значения ЦФ.

На рисунке 2.19г показан спектр задачи вместе с НВВД моделируемой ЦФ,



соответствующие всем исходным данным задачи, отображенным на рисунке 2.19а.

В этой ситуации, согласно алгоритму (рисунок 2.13), надо провести процедуру экспертного оценивания на основе построения матрицы парных сравнений (МПС) размерности  $6 \times 6$ , предъявляя ЛПР пары планов распределения АЦ (формула (2.25)). Это требует 15 предъявлений для заполнения верхнего треугольника МПС (нижний заполняется симметрично), а если при этом возникнут нарушения транзитивности отношений пар альтернатив, то потребуются 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 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.:

$$\begin{cases} x_{22} + x_{23} \leq a_2 \\ -x_{22} \leq 0 \\ -x_{23} \leq 0 \end{cases} \quad \text{или} \quad \begin{cases} x_{22} + x_{23} \leq 8 \\ -x_{22} \leq 0 \\ -x_{23} \leq 0 \end{cases} . \quad (2.31)$$

Эта ситуация отображена на рисунке 2.19б, а соответствующий ей спектр – на рисунке 2.19д представлен тонкими стрелками.

2. Необходимо по описанной выше (рисунок 2.13) 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 (рисунок 2.19б) соответствуют суммы пар НВЕД (двойные стрелки на рисунке 2.19д). 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 рисунке 2.19б 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 переместилась вверх, 3-я – вправо, а линия 1-го ограничения – вниз так, чтобы они не участвовали 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 и то, что согласно (2.31)  $a_2 = 8$ , определим новые значения остальных элементов этих векторов ресурсов для 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 таблице 2.3, 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 ПСЧ на  $j$ -й вызов из числа трех одновременных.

Таблица 2.3 – Варианты планов распределения в ТЗ  $2 \times 3$  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 (Приложение А, таблица А.3) и представления ЦФ ЗЛП через параметры ТЗ, выражение ЦФ, подлежащая максимизации, имеет следующий вид:

$$L(x_{22}, x_{23}) = -196 - 3x_{22} + 13x_{23}. \quad (2.68)$$

Значение ЦФ имеет смысл обратной величины обобщенных платежей (потерь, издержек), связанных с реализацией плана при том или ином распределении ресурсов по вызовам. Поэтому наилучшим является тот план, который имеет наибольшее значение этого показателя (т.е. наименьшие платежи). В альтернативных планах, приведенных в таблице 2.3, моделируемые значения  $L(x_{22}, x_{23})$  приведены в правом нижнем углу каждой из таблиц планов. При реальном применении данного алгоритма эти значения априори, разумеется, неизвестны и служат здесь лишь индикаторами процесса, но после машинного обучения модели они становятся известны, хотя и в безразмерных обобщенных единицах.

4. Выполняется процедура экспертного оценивания, в ходе которой ЛПР предъявляются пары планов (таблица 2.3), из которых он должен выбрать наиболее предпочтительный. Матрица парных сравнений (МПС), построенная в процессе модельной экспертизы с использованием дискретной шкалы оценок (2.26), имеет вид, приведенный в таблице 2.4.

Таблица 2.4 – 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* [167], по которым получена ранжировка трех вариантов планов:  $R = \{1; 3; 2\}$ . Наивысший ранг получил план (2-5). Как видно на рисунке 2.19д, 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 (2.31) 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.

В данной процедуре *композиционного планирования эксперимента* добавляемым ограничением является 4-е (рисунок 2.19в), оно отсекает угол с оптимальной точкой (0; 8) и приводит к двум новым точкам с координатами (0; 6) и (2; 6). ЛПР должен сделать выбор среди этих двух точек. На этом этапе 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 таблице 2.5.

Таблица 2.5 – 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 этих планов распределения выполняется процедура экспертного оценивания. Поскольку необходимо всего лишь одно парное сравнение, то МПС будет иметь простейший вид, представленный в таблице 2.6.

Таблица 2.6 – 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). Он и является 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 таблице 2.5), 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 модельной СТПР, имеющей максимальный набор альтернативных планов распределения (Приложение А, рисунок А.1д), вместо 15 парных сравнений достаточно выполнить лишь 4.

На рисунке 2.20 приведена схема применения алгоритмов экспертного оценивания на основе парных сравнений для вариантов без использования (экспертиза д1) и с использованием (экспертизы д1 и д2) полуактивного планирования эксперимента.

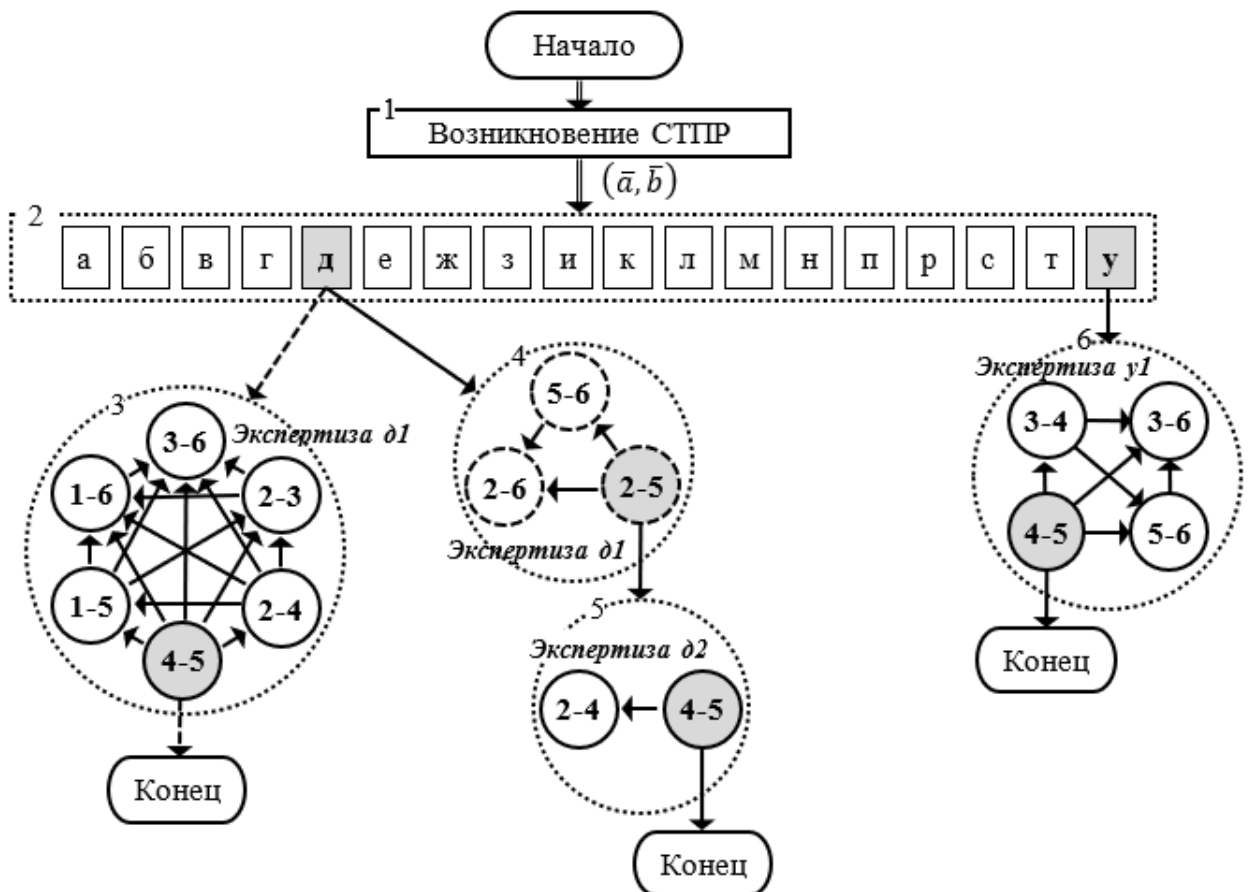


Рисунок 2.20 – Схема вариантов применения экспертного оценивания для выбора оптимального плана распределения ресурсов

На рисунке 2.20 в блоке 2 приведен перечень типов СТПР, которые могут

возникнуть при спонтанном их появлении. Буквенные обозначения соответствуют типам ОДР, приведенным на рисунке А.1 (Приложение А). СТПР типа «д» соответствует ситуации с максимальным количеством альтернативных планов распределения. В других СТПР количество каскадов экспертных процедур может быть один (для СТПР типа «у») или два.

## **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 (для данных за 2011-2017 гг.), существует статистическая зависимость *удельного ущерба от количества пожаров* в городах. Здесь «удельный» подчеркивает, что величины  $u_d, R_2, Q_2$  приведены, соответственно, на один, на 100 и на 100 пожаров. Согласно п.1 статьи 76 Технического регламента «... 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 *выявленная зависимость* не предполагалась. 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 максимально эффективного реагирования* тот год, в котором был обеспечен *наименьший уровень удельного ущерба* ( $u_d^{min}$  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 далее получены в соответствии с приведенной логикой.

Расчеты выполнены по данным для городов за период 2011-2017 гг. В таблице 2.7 приведены значения полного (не удельного) ущерба по годам и ущерб

всего ( $u_d^p, R_2^p, Q_2^p$ ) за этот период.

В колонке «Всего ущерб» приведены значения полных сумм видов ущерба за все эти годы. 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.

Таблица 2.7 – 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				
$u_d^p$ , млрд. руб.	20,99	16,74	13,15	16,93	17,18	7,60	9,71	102,30	58,24	43	23
$R_2^p$ , тыс. чел.	6,143	5,812	5,211	4,964	4,542	4,322	3,777	34,77	30,62	12	10
$Q_2^p$ , тыс. чел.	8,570	8,364	7,575	7,475	7,098	6,724	6,293	52,10	51,02	2	1

В колонке «Сниж. ущ., %» приведены значения снижения ущерба в % по отношению к существующему (т.е. по двум предыдущим колонкам). Эти оценки отражают снижение по сравнению с абсолютными значениями статистических данных (из семи первых колонок). В колонке «Сниж. ущ. по мод., %» приведены значения снижения ущерба (в %), вычисленные по регрессионным моделям (ущерб от количества пожаров) при условии, что количество пожаров в каждом году рассматриваемого периода было бы минимальным ( $n_{год}^{min} = n_{2017} = 78,1$ ).

Оценки, приведенные в последней колонке таблицы 2.7, являются тем потенциалом снижения ущерба в городах, который может быть достигнут, если ГПС возьмет на вооружение практики наилучшего реагирования, имевшие место в лучшие годы наблюдения. Полученные оценки не дают конструктивного алгоритма. Однако, в следующем подразделе приведены оценки ожидаемого снижения видов ущерба за счет внедрения в практику управления машинообучаемых моделей распределения ресурсов при ликвидации пожара на основе применения моделей транспортного типа для поддержки управления.

## 2.4.2. Об оценивании эффективности применения транспортных моделей для управления ликвидацией пожаров

Применение транспортной модели при распределении СиС по вызовам, как показано в данной главе, позволяет структурировать задачу распределения СиС и выбирать один наиболее эффективный вариант. Полное начальное количество вариантов распределения ресурсов, с использованием транспортной модели, определяется количеством крайних точек многогранника ограничений. Альтернативой данной технологии является ныне существующая «ручная» процедура распределения, основанная на расписании выездов, личном опыте и интуиции ЛПР, производящих такие распределения. В силу ограниченной разрешающей способности каждого ЛПР, результаты (эффекты) «ручных» распределений по множеству возникавших ситуаций (СТПР) могут быть представлены некоторым вероятностным распределением на множестве крайних точек ОДР. Покажем, как можно оценить эффект, сравнивая эти два варианта распределения СиС (на примере ТЗ 2×3).

Гистограмма значений показателей ущерба ( $u_d, R_2$ ) в городах РФ [297] за период 2012-2016 гг. приведены на рисунке 2.21.

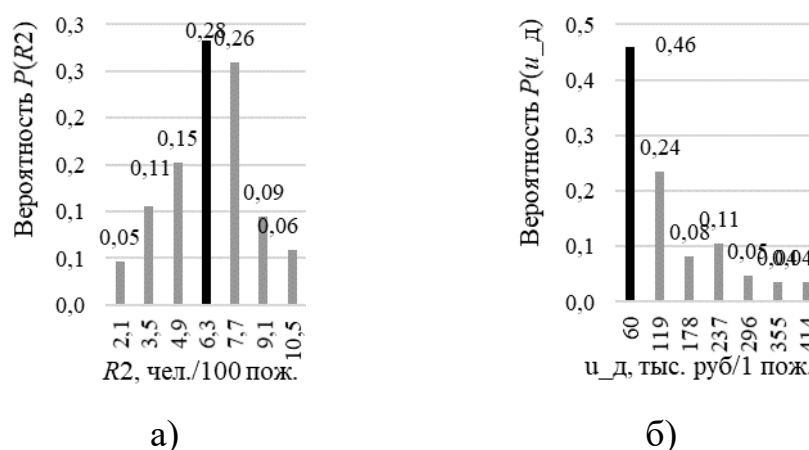


Рисунок 2.21 – Гистограммы усредненных за 2012-2016 гг. показателей ущерба от пожаров в городах для регионов РФ

Гистограммы построены *по семи карманам* для того, чтобы поставить в соответствие этим статистическим распределениям ущерба – спектр ЦФ ЛПР



(Приложение А, рисунок А.4 и рисунок 2.22) в рамках транспортной модели (2×3) распределения СиС.

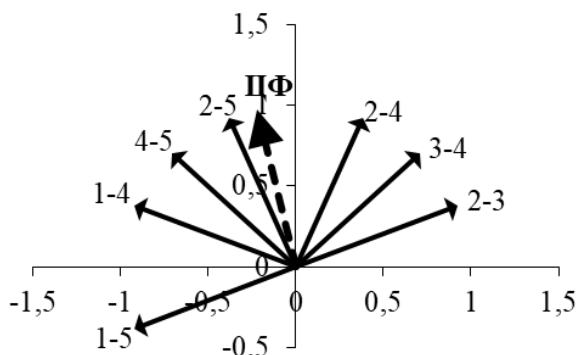


Рисунок 2.22 – Векторы рассеяния спектра ЦФ ЛПР

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 в Приложении А на рисунок А.1. Аппроксимацией ЦФ ЛПР может быть любой из векторов дискретного спектра, приведенных на рисунке А.4б (Приложение А);

- 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 (рисунок 2.21). При этом будем предполагать, что рассеяние показателей ущерба ( $u_d, R_2$ ) 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 (рисунок А.4б в Приложении А), отражающего рассеяние интуитивно используемой целевой функции ЛПР (ближайшая половина спектра по разности векторов спектра и модельной ЦФ), приведена на рисунке 2.22.

В таблице 2.8 для модельных значений коэффициентов  $c_{ij}$  транспортной таблицы (Приложение А, таблица А.3) и случайных СТПР (векторов  $\bar{a}, \bar{b}$ ) приведены соответствующие им значения переменных  $x_{22}, x_{23}$  плана распределения СиС и модельной ЦФ ( $L$ ).

Таблица 2.8 – 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	<b>92</b>	0,00	<b>0,28</b>	<b>0,46</b>
2	(4-5)	0	6	-118	<b>118</b>	0,28	<b>0,26</b>	<b>0,24</b>
3	(2-4)	2	6	-124	<b>124</b>	0,35	<b>0,15</b>	<b>0,11</b>
4	(3-4)	5	6	-133	<b>133</b>	0,45	<b>0,11</b>	<b>0,08</b>
5	(1-4)	0	3	-157	<b>157</b>	0,71	<b>0,09</b>	<b>0,05</b>
6	(1-5)	0	3	-157	<b>157</b>	0,71	<b>0,06</b>	<b>0,04</b>
7	(2-3)	5	3	-172	<b>172</b>	0,87	<b>0,05</b>	<b>0,04</b>
Средний ущерб (в абсолютных единицах модельной ЦФ):							121,67	113,06
Средний ущерб, %:							<b>32,25</b>	<b>22,89</b>
Снижение количества погибших в 100 пожарах, чел.:							<b>1,76</b>	-
Снижение прямого материального ущерба в пожаре, тыс. руб.:							-	<b>36,48</b>

В таблице 2.8 наибольшие значения вероятностей (в распределении показателей ущерба, приведенных на рисунке 2.21) поставлены в соответствие наибольшим значениям ЦФ ( $-L$ ), отражающей обобщенный ущерб ТЗ (рисунок 2.23). Значения ЦФ приведены со знаком (-) т.к. ТЗ (в форме ЗЛП (2.11)-(2.16)) максимизирует отрицательный ущерб или, что то же самое – минимизирует ущерб (рисунок 2.17).

*Распределение значений ЦФ ЛПР (рисунок 2.23) на множестве векторов спектра (рисунок 2.22) соответствует различным СТПР, их ОДР (представленным на рисунке А.1 в Приложении А), а значит и различным планам распределения СиС. Распределению значений ЦФ ЛПР ( $-L_k$ ) 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 рисунке 2.21.

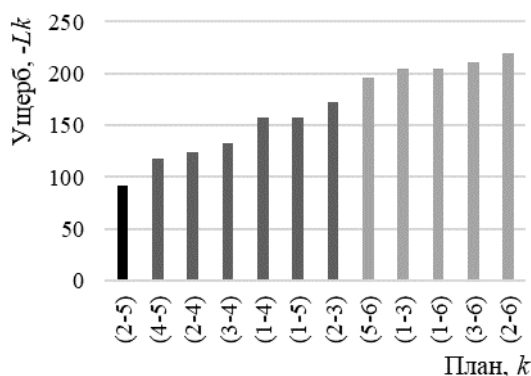


Рисунок 2.23 – Значения ЦФ ЛПР (в модельных единицах ущерба) для различных планов распределения СиС

Такое соответствие значений ЦФ ЛПР различным СТПР позволяет вычислить *средние значения видов ущерба* ( $u_d$  и  $R_2$ ) в модельных единицах:

$$L_{\text{cp}}(u_d) = \sum_{k=1}^K (-L_k) P_k(u_d); \quad L_{\text{cp}}(R_2) = \sum_{k=1}^K (-L_k) P_k(R_2), \quad (2.33)$$

где  $K$  – количество карманов в дискретном распределении  $P_k(u_d)$  и  $P_k(R_2)$ , и векторов в спектре (рисунок 2.22). Эти значения составили соответственно:  $L_{\text{cp}}(u_d) = 113,06$  и  $L_{\text{cp}}(R_2) = 121,67$ .

Статистическое распределение ЦФ ЛПР (рисунок 2.23) обусловлено неабсолютной разрешающей способностью ЛПР, что и приводит к тому, что вычисленный средний ущерб превышает наименьшее его значение ( $-L_k = 92$ , таблица 2.8) 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  $2 \times 3$  – это вектор (2-5) на рисунке 2.22 и первая строка в таблице 2.8 ( $-L_k = 92$ ). Тогда в процедуре выбора оптимального варианта распределения СиС уже не будет участвовать весь спектр векторов (рисунок 2.22), 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.

## Выводы по главе 2

1. Анализ статистических данных о пожарах в городах, размерах и видах ущерба показал наличие значимой статистической зависимости между количеством пожаров (по годам) и показателями удельного ущерба (количеством погибших и травмированных людей, прямым материальным ущербом). Наличие такой зависимости свидетельствует о снижении эффективности ликвидации пожаров, обусловленном, в частности, одновременными вызовами, требующими распределения ограниченных ресурсов.

2. На основе имитационного моделирования ситуаций, приводящих к одновременным вызовам, показано, что из-за естественной неоднородности плотности вызовов в течение суток, в отдельные периоды времени плотность вызовов может возрасти на порядок, а среднее время обслуживания пожара – более чем на 20 %, что, как показал регрессионный анализ, приводит и к росту показателей ущерба от пожаров.

3. 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 пожарно-спасательной части. В связи с этим, в рамках концепции гибкого расписания выездов, предложена транспортная модель оптимального распределения ресурсов, обучаемая на данных принятия решений опытными ЛПР. Такие модели строятся по каждому типу распределяемых

ресурсов.

4. Показано, что структурно адекватной задаче распределения сил и средств по одновременным вызовам является оптимизационная модель транспортного типа, позволяющая по текущей потребности в видах ресурсов на вызовы и по имеющимся на текущий момент свободным ресурсам пожарно-спасательных частей 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, которые снимаются путем решения поставленной обратной задачи.

5. Формализовано преобразование транспортной модели в задачу линейного программирования (ЗЛП), что позволило построить эффективные алгоритмы машинного обучения транспортной модели по ретроспективным статистическим данным принятия решений опытными ЛПР.

6. Для распределения СиС на основе обученной транспортной модели разработан метод игровых итераций, позволяющий эффективно решать достаточно широкий круг задач линейного программирования. Высокая скорость решения оптимизационных задач линейного программирования с помощью метода игровых итераций, и его программной реализации «Скат», позволяет использовать этот 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 предложено правило остановки вычислительной процедуры, на основе текущего контроля показателей сходимости на полигоне (специальной тестовой ситуации выбора) и по приращениям вектора оценок. На имитационных примерах показана их работоспособность.

8. Разработан алгоритм выбора оптимальных решений с использованием обученной транспортной модели на основе использования методов экспертного оценивания. Алгоритм позволяет структурировать процесс выбора плана распределения ресурсов, разбив его на ряд элементарных процедур:

- автоматически сформировать множество альтернативных планов распределения СиС на основе транспортной модели;
- в интерактивном режиме с ЛПР-экспертом методами экспертного оценивания выполнить парные сравнения альтернативных планов, чем обеспечивается максимальная надежность выбора вариантов распределения;
- на основе обработки построенной матрицы парных сравнений выявить наиболее предпочтительный план распределения СиС и предложить его ЛПР для реализации на практике.

Модельные эксперименты показали, что предложенный алгоритм позволяет даже при существенной вероятности ошибки в парных оценках получить адекватную ранжировку планов распределения СиС на пожаре.

9. Разработаны алгоритмы оптимального планирования эксперимента, обеспечивающие повышение эффективности принимаемых решений на основе реализации принципа согласованного управления при распределении СиС с использованием транспортной модели. Разработан алгоритм эффективного извлечения знаний ЛПР о предпочтениях при выборе оптимального плана распределения СиС на основе оптимального планирования полуактивного эксперимента.

10. Предложены различные варианты схемы построения интерфейса «среда-ЛПР», учитывающие разработанные алгоритмы машинного обучения транспортной модели, экспертного оценивания и оптимального планирования эксперимента для эффективного сопряжения потоков данных о ситуациях, требующих принятия решений, и возможностей ЛПР, в части его пропускной и разрешающей способности, для обеспечения принципа согласованного управления.

Разработанный комплекс алгоритмов обеспечивает: поддержку принятия решений для ЛПР; позволяет максимально надежно и быстро «извлечь из ЛПР» информацию о его предпочтениях; формализовать сбор данных о предпочтениях ЛПР при принятии им решений по распределению СиС при одновременных вызовах; в режиме тренировок и учений позволяет идентифицировать

персональные предпочтения ЛПР и оценить их близость желаемым, или предпочтениям опытных ЛПР.

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, 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 решения при ликвидации пожаров

Ликвидация 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 моделей 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 управляемые марковские цепи [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 применения марковских моделей для прогнозирования развития пожара и назначения ранга пожару. Для этого применяются обычные марковские цепи (МЦ) и управляемые МЦ (УМЦ), называемых также МЦ с доходами или МЦ с платежами [228, 160, 317].

В соответствии с нормативными документами [303] существует совокупность ключевых событий и соответствующих им показателей, определяющих динамику и эффективность процесса течения и ликвидации 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 ( $\tau_{\text{св.гор}} = \tau_{\text{сообщ}} + \tau_{\text{приб}} + \tau_{1 \text{ ств}}$ );

- *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 окончания

ликвидации последствий пожара.

Каждая из трех укрупненных фаз пожара *соответствует одному из трех состояний процесса течения и ликвидации пожара* – свободное горение, тушение и ликвидация последствий. Если 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 МЦ, которые 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 приняты временные показатели реагирования в городах, представленные в статистических сборниках [297]. 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 пожарно-спасательной части, то построенные по ним марковские модели могут носить более конструктивный характер т.к. могут использоваться для прогнозирования событий соответствующего уровня управления.

### 3.1.1. Представление динамики развития пожара в виде марковской цепи

МЦ описывается дискретными состояниями  $(s_i, i = \overline{1, m})$ , дискретным временем  $(t = 1, 2, \dots, N)$ , матрицей вероятностей перехода процесса за один шаг  $(P = \|p_{ij}\|_{mm}, i - \text{строки}, j - \text{столбцы})$  и вектором вероятностей начальных состояний  $\bar{p}(0)$ . На рисунке 3.1 приведен граф укрупненных состояний ликвидации пожара, где вершины соответствуют состояниям, а значения, указанные на дугах, вероятностям перехода из одного состояния в другое за один шаг МЦ.

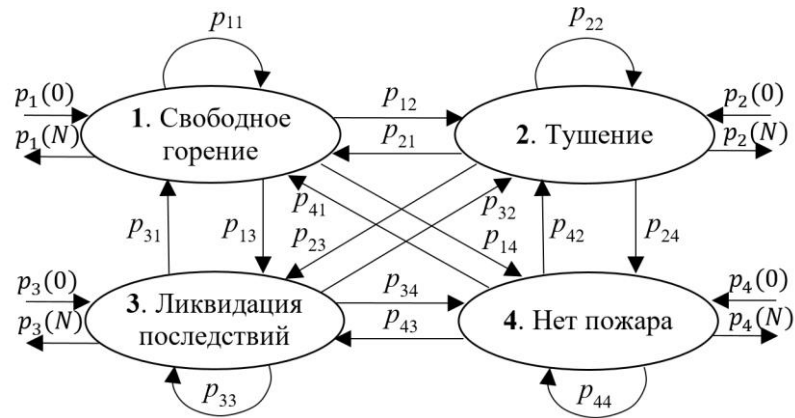


Рисунок 3.1 – Граф марковской цепи для четырех укрупненных состояний ликвидации пожара

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 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  $\bar{p}(0)$ , то  $\bar{p}(N)$  определится следующим образом:

$$\bar{p}(N) = (P^N)^T \bar{p}(0), \quad (3.1)$$

где  $T$  – символ транспонирования;  $N$  – степень матрицы вероятностей перехода и номер шага процесса.

### 3.1.1.1. Алгоритм оценивания параметров марковской цепи по наблюдениям

Для построения прогнозов по формуле (3.1) 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 МЦ по наблюдениям за измеренными частотами состояний.

В ряде работ [221] рассматриваются подобные задачи как задачи оценивания методом наименьших квадратов (МНК) или методом максимального правдоподобия 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]:

$$p_j(t) = \sum_{i=1}^m p_i(t-1)p_{ij} + \varepsilon_j(t), \quad (3.2)$$

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  $\bar{p}_j$ , тогда  $P = [\bar{p}_1 \ \bar{p}_2 \ \dots \ \bar{p}_m]$ . С учетом этих обозначений, выражение (3.2) в векторно-матричной форме для  $N$  шагов  $j$ -го состояния цепи можно переписать так:

$$\bar{y}_j(N) = X(N-1)\bar{p}_j + \bar{\varepsilon}_j(N), \quad (3.3)$$

где

$$X(N-1) = \begin{bmatrix} x_1(0) & x_2(0) & \dots & x_m(0) \\ x_1(1) & x_2(1) & \dots & x_m(1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1(N-1) & x_2(N-1) & \dots & x_m(N-1) \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} \bar{p}^T(0) \\ \bar{p}^T(1) \\ \dots \\ \bar{p}^T(N-1) \end{bmatrix}; \quad (3.4)$$

$$\bar{\varepsilon}_j(N) = [\varepsilon_j(1) \ \varepsilon_j(2) \ \dots \ \varepsilon_j(N)]^T. \quad (3.5)$$

В выражении (3.4) 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 (3.3), 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 (3.3)) пребывание марковской цепи во всех состояниях, необходимо построить расширенную систему уравнений измерений, которую в блочном виде можно записать следующим образом:

$$\begin{bmatrix} \bar{y}_1(N) \\ \bar{y}_2(N) \\ \dots \\ \bar{y}_m(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X(N-1) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & X(N-1) & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & X(N-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{p}_1 \\ \bar{p}_2 \\ \dots \\ \bar{p}_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \bar{\varepsilon}_1(N) \\ \bar{\varepsilon}_2(N) \\ \dots \\ \bar{\varepsilon}_m(N) \end{bmatrix}, \quad (3.6)$$

где в матрице входных переменных (содержащих  $(m \times m)$  блоков) все диагональные блоки идентичны, их структура определяется выражением (3.4), 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 (3.6) примет вид:

$$\bar{y}(N) = X(N-1)\bar{p} + \bar{\varepsilon}(N). \quad (3.7)$$

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 (3.7) 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 (3.7). Для получения менее громоздких выражений далее параметр объема выборки ( $N$ ) переведем в нижний индекс, тогда сумма квадратов невязок  $S_N(\bar{p})$  примет вид:

$$S_N(\bar{p}) = \bar{\varepsilon}_N^T \bar{\varepsilon}_N =$$

$$\begin{aligned}
&= (X_N \bar{p} - \bar{y}_N)^T (X_N \bar{p} - \bar{y}_N) = \\
&= \bar{p}^T X_N^T X_N \bar{p} - \bar{y}_N^T X_N \bar{p} - \bar{p}^T X_N^T \bar{y}_N + \bar{y}_N^T \bar{y}_N = \\
&= \bar{p}^T X_N^T X_N \bar{p} - 2\bar{y}_N^T X_N \bar{p} + \bar{y}_N^T \bar{y}_N.
\end{aligned} \tag{3.8}$$

В соответствии с логикой МНК выражение (3.8) является целевой функцией (ЦФ) следующей задачи оптимизации:

$$\bar{p} = \arg \min_{\bar{p} \in \Omega} S_N(\bar{p}), \tag{3.9}$$

где  $\Omega$  – область варьирования вектора  $\bar{p}$ , заданная следующими ограничениями, свойственными вероятностям:

$$\sum_{i=1}^m p_{(i-1)m+j} = 1; \quad p_i \in [0; 1]; \quad i, j = \overline{1, m}. \tag{3.10}$$

Решая эту задачу поиска экстремума, из необходимых условий оптимальности получим следующее решение:

$$\bar{p} = (X_N^T X_N)^{-1} X_N^T \bar{y}_N. \tag{3.11}$$

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 (3.11) к рекуррентному позволяет избежать обращения матриц.

В рамках технологии рекуррентного оценивания 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 (3.4) уравнений наблюдений (3.6), (3.7), а  $m$  соответствующих элементов поскольку в каждом новом наблюдении появляется информация сразу обо всех  $m$  состояниях цепи. Однако, обработка по рекуррентной схеме выполняется не сразу для всех  $m$  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:

$$\hat{p}_{k+1} = \hat{p}_k + Q_k \bar{x}_{k+1} (x_{k+1}^T Q_k \bar{x}_{k+1} + 1)^{-1} (y_{k+1} - x_{k+1}^T \hat{p}_k); \quad (3.12)$$

$$Q_{k+1} = Q_k - Q_k \bar{x}_{k+1} (x_{k+1}^T Q_k \bar{x}_{k+1} + 1)^{-1} x_{k+1}^T Q_k, \quad (3.13)$$

где, например, для 1-го состояния:

$y_{k+1}$  – дополнительный  $(N+1)$  элемент в векторе  $\bar{y}_1(N)$  (выражение (3.6));

$\bar{x}_{k+1} = [x_1(N) \quad x_2(N) \quad \dots \quad x_m(N) \quad 0 \quad 0 \quad \dots \quad 0]^T$  – дополнительная  $N$ -я строка в (3.4), 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 (3.12), (3.13) 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 учитывая, что вероятностный смысл элементов вектора оценок следует соблюсти условие нормировки либо задать все начальные вероятности одинаковыми (с учетом выражения (3.10)), что будет соответствовать минимальной информированности или максимальной энтропии.

**Имитационные исследования алгоритма.** Для иллюстрации возможностей оценивания параметров марковской цепи (МЦ) по наблюдениям и для исследования разработанного алгоритма было выполнено имитационное моделирование МЦ с четырьмя состояниями (рисунок 3.1).

В результате многократных численных экспериментов можно констатировать работоспособность и высокую скорость вычисления (единицы секунд на современных персональных компьютерах) алгоритмов машинного обучения марковской модели (цепи).

Показано, что, 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.

Показано, что меньшим значениям диагональных элементов матрицы соответствует более быстрый переход к предельным состояниям (и наоборот), определяющим значения прогноза времени окончания отдельных фаз и пожара в целом.

### 3.1.1.2. Оценивание параметров марковской цепи по статистическим данным о пожарах

В данном подразделе рассмотрена технология применения алгоритма оценивания матрицы вероятностей перехода МЦ *по данным пожарной статистики о временных характеристиках реагирования пожарных подразделений на вызовы* (рисунок 3.2).

*Блок 1.* Статистические данные о времени реагирования регистрируются в стандартной форме [297], соответствующей приказу [303], т.е. все 6 показателей реагирования:  $\tau_{\text{сообщ}}$ ;  $\tau_{\text{приб}}$ ;  $\tau_{1 \text{ ств}}$ ;  $\tau_{\text{лок}}$ ;  $\tau_{\text{лик.откр}}$ ;  $\tau_{\text{лик.посл}}$ . Фрагмент (для городов регионов РФ) приведен в таблице 3.1.

*Блок 2.* В качестве интегральных показателей ликвидации пожара рассматриваются: продолжительность *свободного горения* ( $\tau_{\text{св.гор}} = \tau_{\text{сообщ}} + \tau_{\text{приб}} + \tau_{1 \text{ ств}}$ ); продолжительность *тушения* ( $\tau_{\text{туш}} = \tau_{\text{лок}} + \tau_{\text{лик.откр}}$ ); продолжительность *ликвидации последствий пожара* ( $\tau_{\text{лик.посл}}$ ). Однако, для дальнейшего анализа необходимы не продолжительности 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 таблице 3.2.



Рисунок 3.2 – Алгоритм аппроксимации данных марковской моделью

Таблица 3.1 – Показатели реагирования ГПС 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
...	...	...	...	...	...	...
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
...	...	...	...
85	11,31	25,7	36,45

Блок 3. На рисунке 3.3 приведены гистограммы моментов окончания трех укрупненных фаз ликвидации пожара.

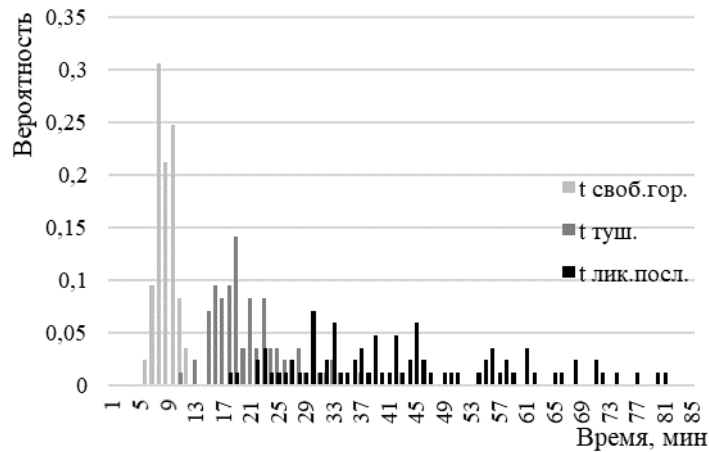


Рисунок 3.3 – Гистограммы моментов времени окончания фаз свободного горения, тушения и ликвидации последствий

Блок 4. Аппроксимация гистограмм времени окончания фаз ликвидации пожара функцией плотности  $\gamma$ -распределения выполнена методом моментов – путем приравнивания выборочных моментов (среднего значения и дисперсии) моментам искомого распределения, выраженным через его параметры  $\alpha$  и  $\beta$ :

$$m_{\gamma} = \alpha\beta; D_{\gamma} = \alpha\beta^2, \quad (3.14)$$

откуда параметры определяются следующим образом:

$$\alpha = \frac{m_{\gamma}^2}{D_{\gamma}}; \quad \beta = \frac{D_{\gamma}}{m_{\gamma}}. \quad (3.15)$$

Выборочные значения и параметры аппроксимации плотностью  $f(t)$  вероятностей  $\gamma$ -распределения приведены в таблице 3.3, диаграммы

соответствующих плотностей и функций  $P(t)$   $\gamma$ -распределений приведены на рисунке 3.4.

Таблица 3.3 – Выборочные моменты и параметры аппроксимирующих плотностей  $\gamma$ -распределений времени окончания фаз развития и тушения пожаров в городах РФ в 2016 году

Выборочные моменты и параметры плотностей $\gamma$ -распределения	$t_{\text{св.гор}}$	$t_{\text{туш}}$	$t_{\text{лик.посл}}$
Выборочное среднее, мин.	8,42	20,51	43,25
Выборочная дисперсия, мин. <sup>2</sup>	1,73	32,86	243,59
Среднеквадратическое отклонение, мин.	1,31	5,73	15,61
Параметр формы, $\alpha$	<b>41,03</b>	<b>12,80</b>	<b>7,68</b>
Параметр масштаба, $\beta$	<b>0,21</b>	<b>1,60</b>	<b>5,63</b>

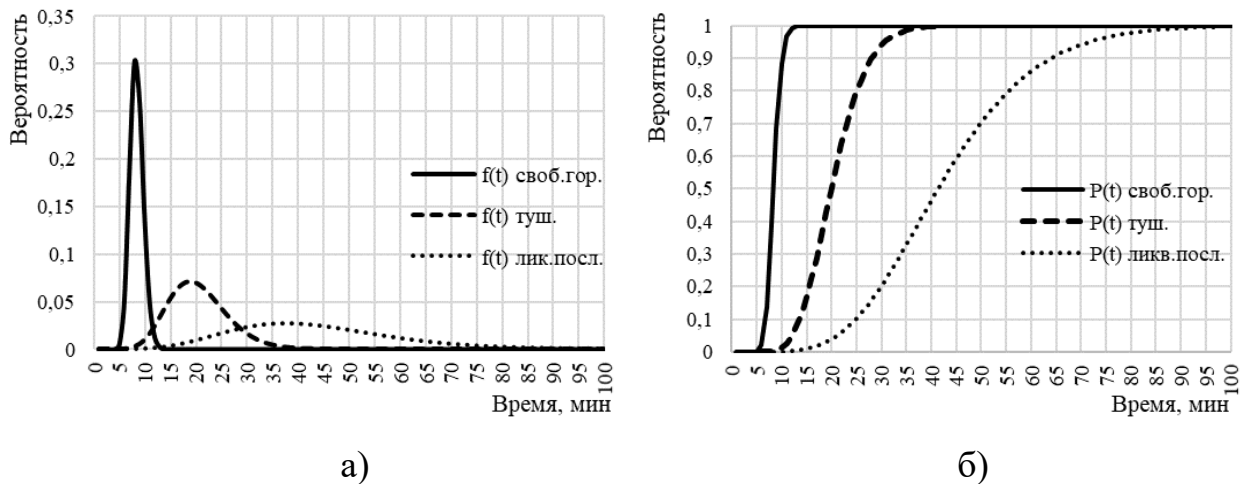


Рисунок 3.4 – Плотности (а) и функции (б)  $\gamma$ -распределений времени окончания фаз свободного горения, тушения и ликвидации последствий

Блок 5. Функции распределения, представленные на рисунке 3.4б отражают вероятности событий окончания соответствующих фаз ликвидации пожара, т.е. факты того, что процесс покинул соответствующие состояния и перешел в какие-то другие. Для рассматриваемой задачи важно 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.

На основании данных функции распределения (рисунок 3.4б) 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  $\bar{p}(N)$ , определяются следующим образом:

$$\left. \begin{aligned} p_1(N) &= P(t < t_{\text{св.гор}}) = 1 - P_{\text{св.гор.}}(N) \\ p_2(N) &= P(t_{\text{св.гор}} < t < t_{\text{туш}}) = P_{\text{св.гор.}}(N) (1 - P_{\text{туш.}}(N)) \\ p_3(N) &= P(t_{\text{туш}} < t < t_{\text{лик.посл.}}) = P_{\text{туш.}}(N) (1 - P_{\text{лик.посл.}}(N)) \\ p_4(N) &= P(t > t_{\text{лик.посл.}}) = P_{\text{лик.посл.}}(N) \end{aligned} \right\} \quad (3.16)$$

Эти значения являются исходными данными (наблюдениями, измерениями) для оценивания элементов матрицы вероятностей перехода марковской цепи (рисунок 3.1 и (3.11)-(3.13)). Графики зависимостей (3.16) для приведенных выше исходных данных показаны на рисунке 3.5.

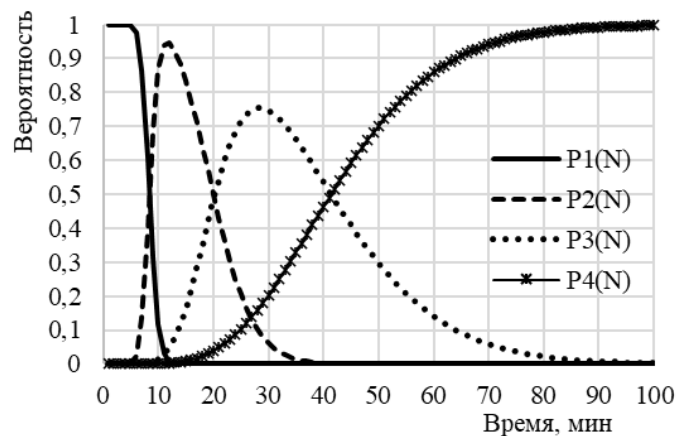


Рисунок 3.5 – Вероятности состояний процесса ликвидации пожара, построенные по данным эмпирических наблюдений времени реагирования подразделений

*Блок 6.* Оценивание матриц вероятностей перехода по наблюдениям  $\bar{p}(N)$  выполнены по алгоритму (3.11)-(3.13).

Следует отметить, что наблюдения  $\bar{p}(N)$  являются теми исходными данными, которые используются для построения марковской модели развития процесса ликвидации пожара. Гамма-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  $\gamma$ -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  $\gamma$ -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):

$$P_1 = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,921 & 0,079 & 0 \\ 0 & 0 & 0,959 & 0,041 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad P_3 = \begin{bmatrix} 0,696 & 0,304 & 0 & 0 \\ 0 & 0,767 & 0,233 & 0 \\ 0 & 0 & 0,875 & 0,125 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

$$P_5 = \begin{bmatrix} 0,539 & 0,461 & 0 & 0 \\ 0 & 0,624 & 0,376 & 0 \\ 0 & 0 & 0,789 & 0,211 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad P_{10} = \begin{bmatrix} 0,141 & 0,859 & 0 & 0 \\ 0 & 0,331 & 0,669 & 0 \\ 0 & 0 & 0,576 & 0,424 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.17)$$

Из полученных результатов видно следующее:

1. Несмотря на то, что алгоритм (3.11)-(3.13) 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 (3.17) являются моделями развития процесса ликвидации пожара, желательно знать, насколько адекватно они описывают моделируемый процесс. Результаты двух имитационных экспериментов – зависимости среднего % ошибки, приведены на рисунке 3.6.

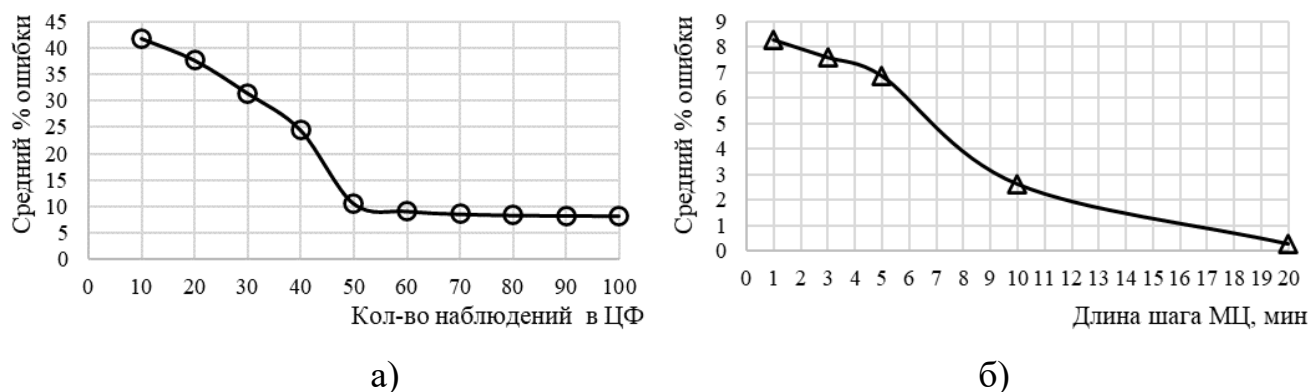


Рисунок 3.6 – Величина среднего процента ошибки в зависимости от количества наблюдений в целевой функции (а) и от длины шага марковской цепи (б)

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 существенны (рисунок 3.6б).

Если по матрицам (3.17) вычислить значения вероятностей пребывания МЦ в каждом из состояний по шагам по формуле (3.1), то получим результаты, приведенные на рисунке 3.7.

Значения средней прогнозной ошибки для матриц (3.17) составили соответственно 8,3%, 7,6%, 6,8%, 2,6% (это эквивалентно 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.

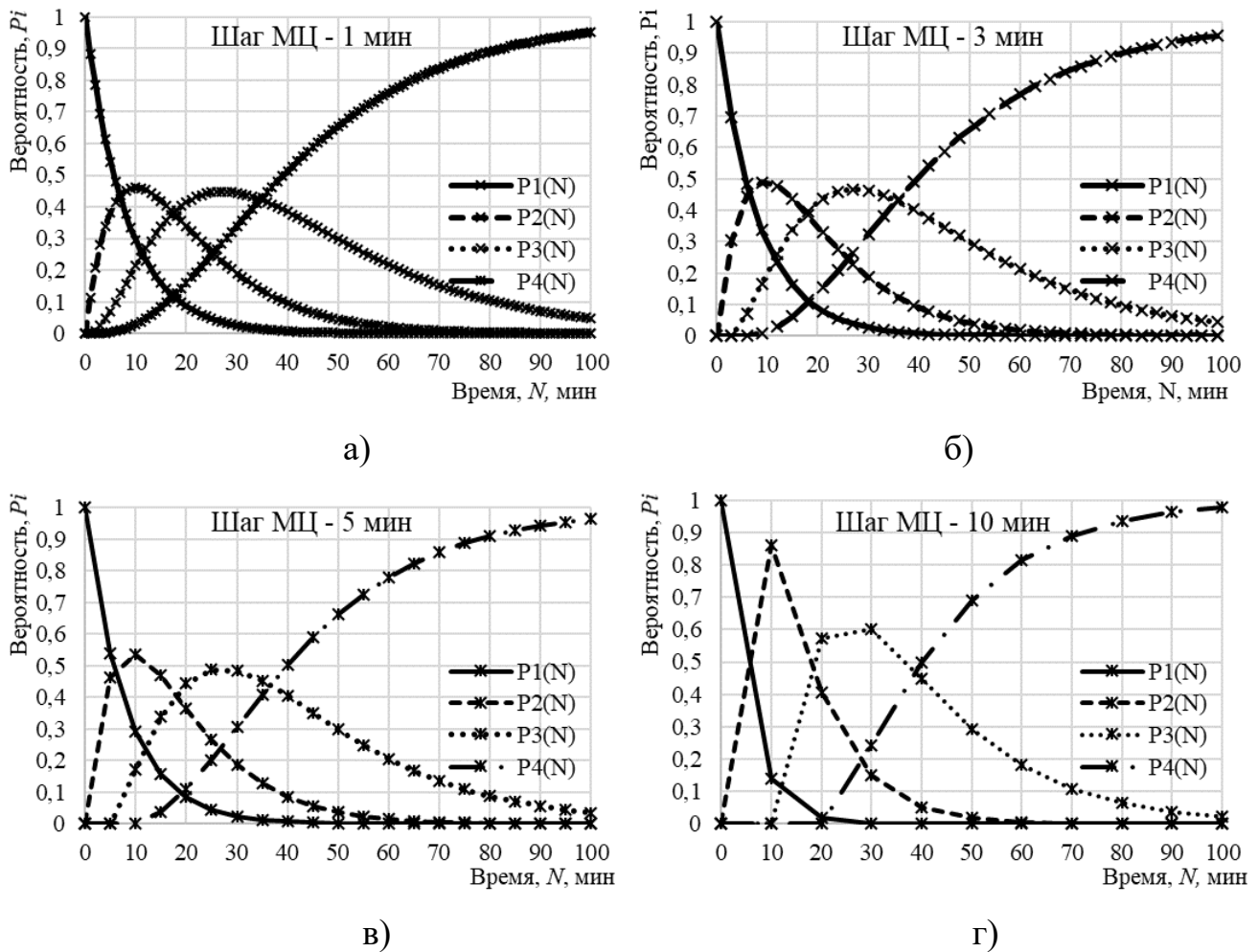


Рисунок 3.7 – Вероятности состояний процесса ликвидации пожара, вычисленные по обученной марковской модели, для различной продолжительности шага цепи

*Блок 7.* Применение построенной по эмпирическим данным матрицы вероятностей перехода для целей прогнозирования развития и окончания процесса ликвидации пожара рассмотрены более подробно в следующем подразделе.

По алгоритму (рисунок 3.2) построена и более тонкая модель процесса ликвидации пожара – со всеми шестью (седьмое - «нет пожара») исходными временными показателями реагирования. Исходные вероятности состояний, построенные по официальной статистике пожаров в городах регионов в 2016 году, приведены на рисунке 3.8 (аналогичные приведенным на рисунке 3.7а).

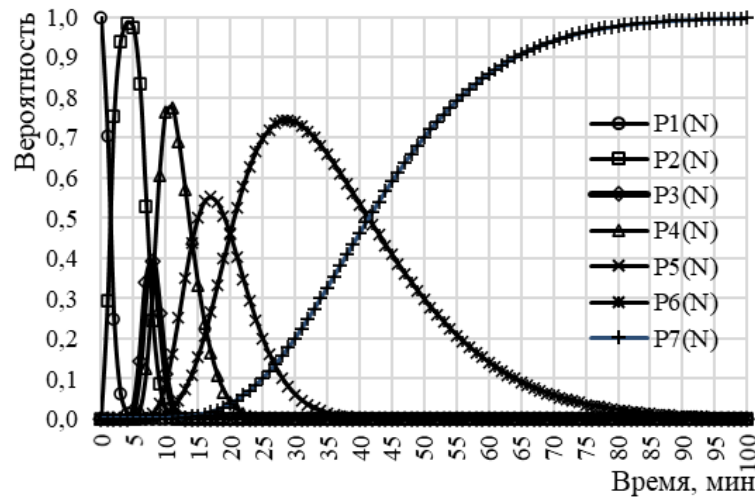


Рисунок 3.8 – Вероятности семи состояний процесса ликвидации пожара, построенные по данным эмпирических наблюдений времени реагирования пожарных подразделений

Построенная по этим данным матрица вероятностей перехода (с шагом МЦ в 1 минуту -  $P_1$ ) имеет следующий вид:

$$P_1 = \begin{bmatrix} 0,544 & 0,456 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,803 & 0,197 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,560 & 0,440 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0,819 & 0,181 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,853 & 0,147 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,957 & 0,043 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.18)$$

### 3.1.1.3. Прогнозирование показателей процесса ликвидации пожара по марковской модели

Общая схема использования построенной марковской модели для вычисления вероятностно-временных характеристик процесса ликвидации пожара приведена на рисунке 3.9.

Марковские модели (3.17), (3.18) 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 (3.1) задать вектор вероятностей начальных состояний  $\bar{p}(0)$  и перебирая моменты времени  $N$ , найти тот, при котором уровень



вероятности будет приемлемым. Найденный таким образом момент времени и будет прогнозируемым. Именно этот алгоритм и приведен на рисунке 3.9. Поясним содержание его блоков.

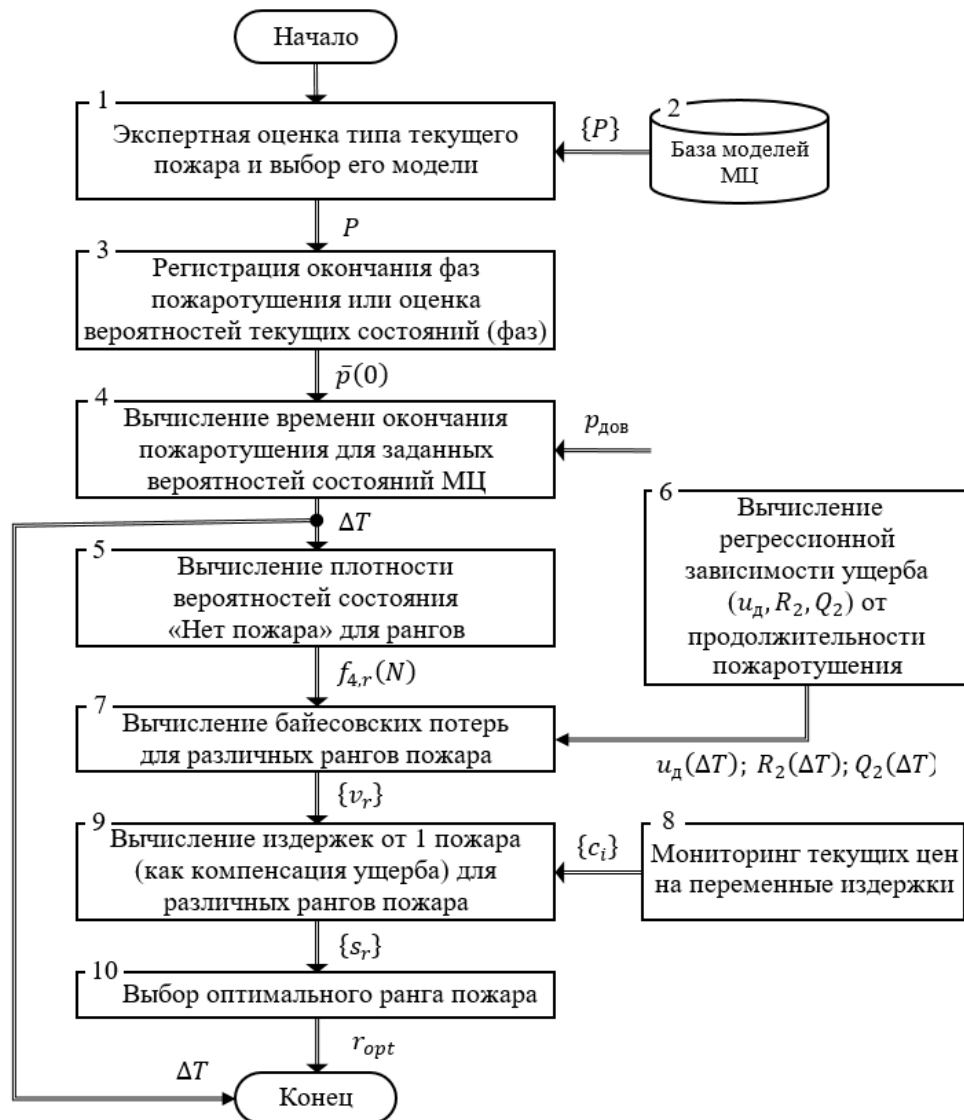


Рисунок 3.9 – Алгоритм применения марковской модели для прогнозирования окончания процесса ликвидации пожара и выбора оптимального ранга

*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. Для этого достаточно лишь разбить исходные статистические данные реагирования по таким группам. Тогда 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, отнеся 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 рисунка 3.7, 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 рисунке 3.7 (и  $P7(N)$  на рисунке 3.8) 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 обстоятельство *зарегистрировано* в документации), 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 вектора  $\bar{p}(0) = [0 \ 1 \ 0 \ 0]^T$ . На рисунке 3.10 приведены прогнозные значения состояний для различных значений вектора вероятностей начальных состояний.

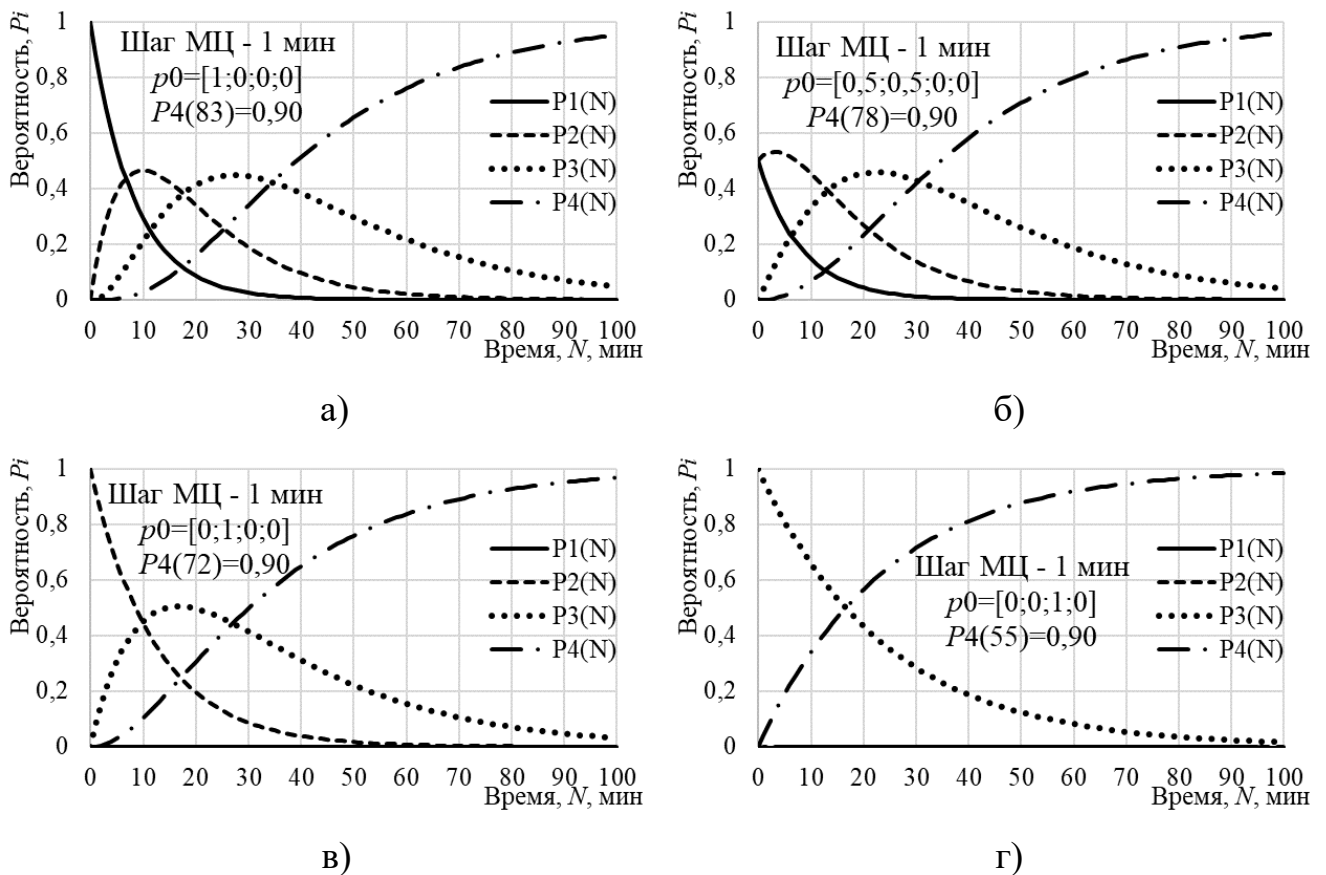


Рисунок 3.10 – Прогнозные вероятности 4-х состояний процесса ликвидации пожара для различных вероятностей начальных состояний МЦ

На рисунке 3.10 видно, что по мере развития процесса просчитаны (с шагом МЦ 1 минута) прогнозные продолжительности оставшегося времени ( $\Delta T$ ) до окончания процесса ликвидации пожара (с вероятностью 0,9):

- для ситуации открытого горения (рисунок 3.10а):  $\bar{p}(0) = [1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ ;  
 $\Delta T = 83$  мин.;

- для ситуации, когда есть открытое горение и ведется тушение (в равных долях) (рисунок 3.10б):  $\bar{p}(0) = [0,5 \ 0,5 \ 0 \ 0]^T$ ;  $\Delta T = 78$  мин.;
- для ситуации тушения (рисунок 3.10в):  $\bar{p}(0) = [0 \ 1 \ 0 \ 0]^T$ ;  $\Delta T = 72$  мин.;
- для ситуации ликвидации последствий (рисунок 3.10г):  $\bar{p}(0) = [0 \ 0 \ 1 \ 0]^T$ ;  $\Delta T = 55$  мин.

Аналогичные прогнозы можно строить на основании построенной модели и для МЦ с 7-ю состояниями (3.18). Две ситуации приведены на рисунке 3.11.

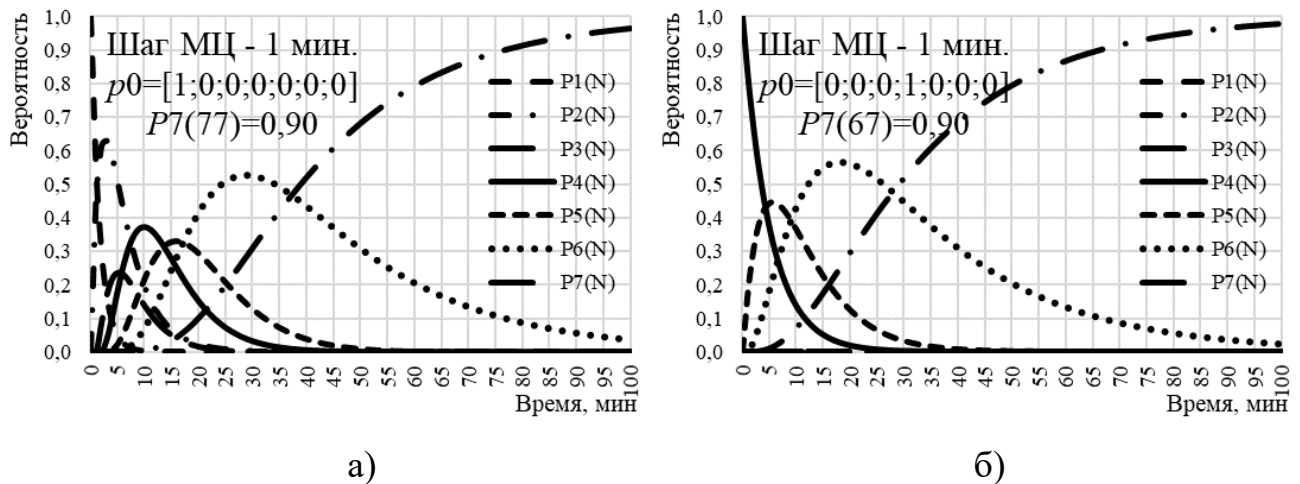


Рисунок 3.11 – Прогнозные вероятности 7-ми состояний процесса ликвидации пожара для различных вероятностей начальных состояний МЦ

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 рисунке 3.10а. Время, когда вероятность состояния «нет пожара» превысит доверительный уровень 0,9, составит  $\Delta T = 77$  мин.;
- для ситуации, когда пожар уже локализован (рисунок 3.10б):  $\bar{p}(0) = [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ ;  $\Delta T = 67$  мин.

Прогнозные значения времени окончания процесса ликвидации пожара могут быть использованы руководителем тушения пожара для принятия оперативных решений, например, об увеличении ранга пожара.

### 3.1.1.4. Выбор ранга пожара по марковской цепи и технико-экономическим показателям

Как видно на рисунке 3.9, прогнозируемое время окончания пожара (или окончания 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 на рисунке 3.9 отражена технология обоснования ранга пожара на основе использования марковских моделей. Поясним ее основные элементы.

*Блок 5.* Рисунки 3.10 и 3.11 иллюстрируют вероятности состояний МЦ для тех или иных значений вектора вероятностей начальных состояний. 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  $r = 1, 1 \text{ бис}, 2, 3, 4$ :

$$\begin{aligned}
 P_1 &= \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,921 & 0,079 & 0 \\ 0 & 0 & 0,959 & 0,041 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad P_{1\text{бис}} = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,901 & 0,099 & 0 \\ 0 & 0 & 0,949 & 0,051 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \\
 P_2 &= \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,881 & 0,119 & 0 \\ 0 & 0 & 0,938 & 0,062 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad P_3 = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,862 & 0,138 & 0 \\ 0 & 0 & 0,928 & 0,072 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \\
 P_4 &= \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,842 & 0,158 & 0 \\ 0 & 0 & 0,917 & 0,083 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \tag{3.19}
 \end{aligned}$$

По данным матрицам перехода были построены вероятности состояния «нет пожара»  $p_{4,r}(N)$ , аналогичные  $p_4(N)$  на рисунке 3.10, по которым построены дискретные аналоги плотности вероятностей  $f_{4,r}(N)$ :

$$f_{4,r}(N) = \frac{p_{4,r}(N) - p_{4,r}(N - 1)}{\Delta t}, \tag{3.20}$$

где  $\Delta t$  – величина шага МЦ (для матриц (3.19)  $\Delta t = 1$  мин.); для  $f_{4,r}(N)$  должно выполняться условие нормировки:

$$\sum_{N=0}^T f_{4,r}(N) = 1, \tag{3.21}$$

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 рисунке 3.12, где одновременно отображены функции потерь для трех видов ущерба, как функции времени (далее *Блок б*).

*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.

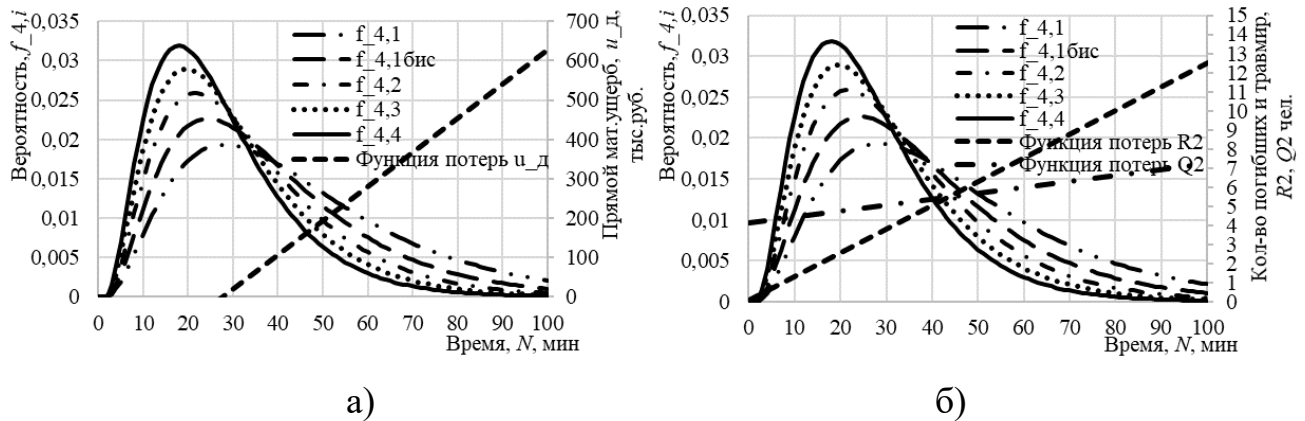


Рисунок 3.12 – Плотности вероятностей состояния «нет пожара» и функции потерь для трех видов ущерба ( $u_d$ ,  $R_2$ ,  $Q_2$ )

Статистические данные из официальных источников [297] и результаты регрессионного анализа приведены в таблице 3.4.

Таблица 3.4 – Статистические данные продолжительности пожаров, видов ущерба в городах РФ и соответствующие параметры уравнений регрессии

Год	Продолжительность ликвидации пожара, $\Delta T$ , 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		$c_0$	<b>-239,358</b>	<b>0,078</b>	<b>6,834</b>
		$c_1$	<b>8,666</b>	<b>0,117</b>	<b>0,030</b>
		$R^2$	0,281	0,612	0,364

Уравнение парной регрессии эффекта ( $k$ -го вида ущерба  $L_k$ ) от времени окончания процесса ликвидации пожара имеет вид:

$$L_k(\Delta T) = c_0 + c_1 \Delta T. \quad (3.22)$$

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 (3.22) играют роль функции потерь в задачах байесовского оценивания [160]. Эти функции приведены на рисунке 3.12. Байесовские (средние) потери для каждого из рангов ( $r$ ) по множеству моментов окончания процесса ликвидации пожара определяются следующим образом:

$$v_{r,k} = \sum_{N=0}^T f_{4,r}(N) L_k(N). \quad (3.23)$$

Результаты расчетов приведены на рисунке 3.13 и в таблице 3.5.

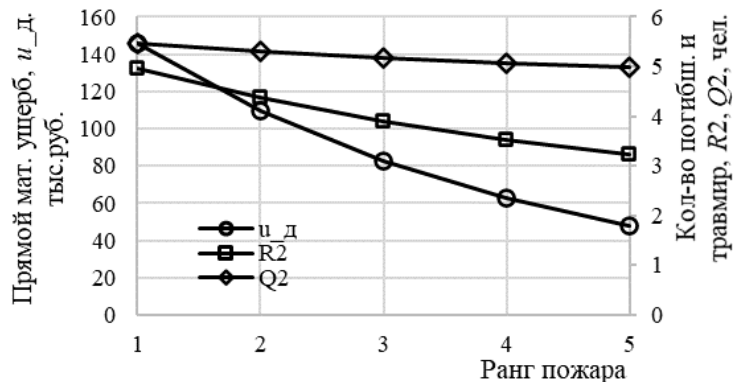


Рисунок 3.13 – Зависимости среднего ущерба от ранга пожара

Таблица 3.5 – Величина возмещаемого ущерба и издержки выезда для рангов пожара

Ущерб	Кoeff. 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. :		<b>201,016</b>	<b>158,594</b>	<b>126,395</b>	<b>102,759</b>	<b>85,467</b>
Издержки $s_r$ , тыс.руб. на 1 пож. :		<b>6,540</b>	<b>19,337</b>	<b>73,283</b>	<b>105,276</b>	<b>127,883</b>
Сумма, тыс. руб. на 1 пож. :		<b>207,556</b>	<b>177,931</b>	<b>199,678</b>	<b>208,034</b>	<b>213,350</b>

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» таблица 3.5) вычисляется следующим образом:

$$v_r = \sum_{k=1}^3 v_{r,k} w_k. \quad (3.24)$$

*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.* Вычисляются издержки, связанные 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 таблице 3.6.

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 (строка «Издержки» в таблице 3.5).

*Блок 10.* Издержки, связанные с выездом по тому или иному рангу, и

возмещение от ущерба, нанесенного пожаром, выплачиваются «из одного кармана» – государством.

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
<b>Всего:</b>			2	6	22	32	39	46

С ростом ранга пожара издержки растут, а ущерб снижается. Значит можно предположить, что существует некоторый компромиссный ранг пожара, при котором сумма издержек и возмещаемого ущерба будет минимальной. Последняя строка в таблице 3.5 и отражает эту общую сумму. Результаты показывают, что для рассмотренных исходных данных оптимальным является ранг пожара «1 бис». На рисунке 3.14 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.

В данном подразделе разработан 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. В зависимости от ранга пожара на него привлекается тот или иной состав сил и средств для ликвидации

пожара. По регламенту [376] ранг присваивает дежурный диспетчер гарнизона.

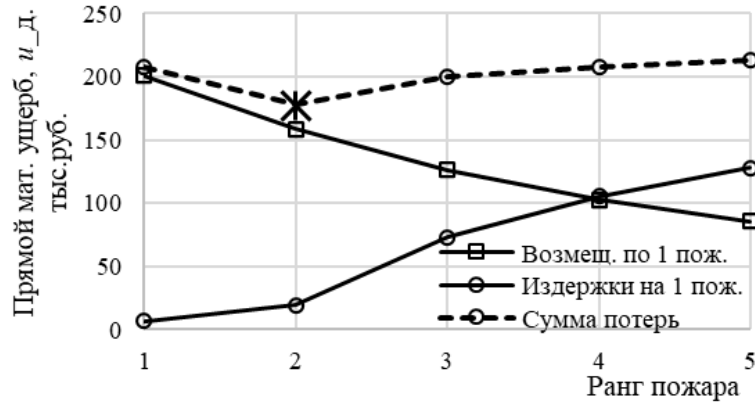


Рисунок 3.14 – Зависимости издержек и возмещения ущерба от ранга пожара

### 3.1.2. Представление процесса принятия решений на пожаре в виде управляемой марковской цепи

Показателей, определяющих ранг пожара, много, но среди них отметим те, которые могут быть оценены по информации в сообщении о пожаре и экспресс-оценкам РПТ, это: стадия пожара ( $w_1$ ); время свободного горения ( $w_2$ ); площадь горения ( $w_3$ ); задымленность ( $w_4$ ). Существуют методики [373], позволяющие по множеству значений факторов оценить ранг пожара, однако, они уязвимы к факторам нестационарности т.к. не содержат средств адаптации.

#### 3.1.2.1. Выбор ранга вызова на основе использования управляемой марковской цепи

Эффективность ликвидации пожара может быть повышена за счет применения эффективных алгоритмов управления, в том числе назначением 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 ЛПР лежит решение обратной задачи для управляемой марковской цепи (*Reverse Problem for MDP – RPMDP*). Она заключается в том, чтобы по наблюдениям за эффективными

действиями ЛПР вычислить оценку платежной/целевой функции  $MDP$ . Тогда при решении прямой задачи (*Direct Problem for MDP – DPMDP*) оптимальные управления будут адаптированы к целевым предпочтениям ЛПР.

**Марковские модели в управлении ликвидацией пожаров.** *Управляемые марковские цепи* (УМЦ) являются развитием марковских цепей, к описанию которых добавляется элемент управления – решение ЛПР 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.

При использовании УМЦ в задачах управления ликвидацией пожаров [228] платежные функции (ПФ), как правило, полагаются известными, задаваемыми априори при разработке нормативной документации, системы и/или управляющих алгоритмов. Если ПФ не соответствует иерархии ценностей и системе предпочтений ЛПР (диспетчер гарнизона, РТП и др.), то и найденное решение будет оптимальным относительно конкретной ПФ, но не оптимальным относительно целевых предпочтений ЛПР. 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 ее такие 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 (рисунок 3.15).

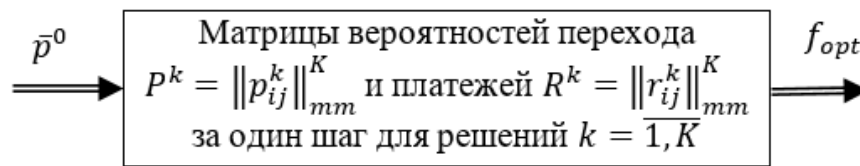


Рисунок 3.15 – Прямая задача выбора решений на основе управляемой марковской цепи

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 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, УМЦ 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 выполненным шагам.

В качестве иллюстрации рассмотрим версию принятия одного из двух решений – назначение ранга 1 или 1 бис. Пусть соответствующие им матрицы вероятностей перехода (аналогичные (3.19)), матрицы платежей (имеющих смысл дохода, выигрыша, прибыли) за один шаг и вектор вероятностей начальных состояний имеют вид соответственно:

$$\begin{aligned}
 P_1 &= \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,921 & 0,079 & 0 \\ 0 & 0 & 0,959 & 0,041 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; P_{1\text{бис}} = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,901 & 0,099 & 0 \\ 0 & 0 & 0,949 & 0,051 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \\
 R_1 &= \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 0,75 & 1,50 & 2,25 & 3 \\ 0,50 & 1 & 1,50 & 2 \\ 0,25 & 0,50 & 0,75 & 1 \end{bmatrix}; R_{1\text{бис}} = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 5 & 7 \\ 0,75 & 2,25 & 3,75 & 5,25 \\ 0,50 & 1,50 & 2,50 & 3,50 \\ 0,25 & 0,75 & 1,25 & 1,75 \end{bmatrix}; \bar{p}_0 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (3.25)
 \end{aligned}$$

### 3.1.2.2. 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 (т.е. каждой его реализации).

Рассмотрим, как можно построить целевую (платежную) функцию.

Конкурирующие стратегии сравниваются между собой по величине *среднего платежа за один шаг* при большом количестве шагов ( $N \rightarrow \infty$ ).

Определим средний платеж  $v^s$  за один шаг для  $s$ -ой стратегии  $f^s = [k_1^s \ k_2^s \ \dots \ k_m^s]^T$  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 (3.25) для стратегии  $f^s = [1 \ 2 \ 2 \ 1]^T$  матрицы  $P^s$  и  $R^s$  будут следующими:

$$P^s = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,901 & 0,099 & 0 \\ 0 & 0 & 0,949 & 0,051 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; R^s = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 0,75 & 2,25 & 3,75 & 5,25 \\ 0,50 & 1,50 & 2,50 & 3,50 \\ 0,25 & 0,50 & 0,75 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.26)$$

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:

$$v^s = \sum_{i=1}^m p_i^{Ns} r_i^s = \sum_{i=1}^m p_i^{Ns} \sum_{j=1}^m p_{ij}^s r_{ij}^s = (\bar{p}^{Ns})^T \bar{r}^s. \quad (3.27)$$

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;  $(\bar{p}_i^s)^T$  –  $i$ -я строка матрицы вероятностей перехода за один шаг;  $(\bar{r}_i^s)^T$  –  $i$ -я строка матрицы платежей за один шаг.

Тогда задача выбора оптимальной стратегии примет вид:

$$s^* = \arg \max_{s \in \{\bar{1}, \bar{S}\}} v^s = \arg \max_{s \in \{\bar{1}, \bar{S}\}} (\bar{p}^{Ns})^T \bar{r}^s. \quad (3.28)$$

Здесь неизвестным остается вектор  $\bar{p}^{Ns}$ . Из теории марковских процессов [32] известно, что в установившемся режиме справедливо следующее матричное уравнение:

$$(P^s)^T \bar{p}^{Ns} = \bar{p}^{Ns}, \quad (3.29)$$

где должно выполняться условие нормировки:

$$\sum_{i=1}^m p_i^{Ns} = 1. \quad (3.30)$$

Решение системы уравнений (3.29) и (3.30) позволяет получить значения координат вектора  $\bar{p}^{Ns}$ . Тогда в задаче (3.28) все элементы известны за исключением искомого аргумента  $s$ .

Алгоритм поиска оптимального решения УМЦ *методом полного перебора стратегий* состоит из следующих этапов (рисунок 3.16):

1. Сформировать множество стратегий  $s \in \{\bar{1}, \bar{S}\}$ .



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 (3.29) и (3.30).
4. Вычислить средний платеж за один шаг  $v^s$  по формуле (3.34).
5. Выбрать оптимальную стратегию по формуле (3.28), сравнив значения  $v^s$  для всех стратегий.

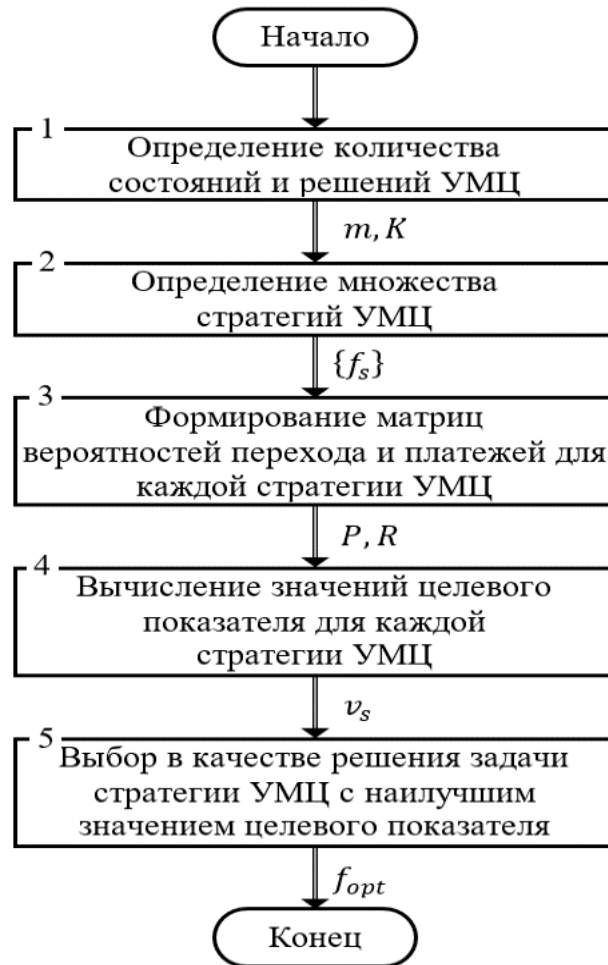


Рисунок 3.16 – Алгоритм решения УМЦ полным перебором стратегий

### 3.1.3. Алгоритм формализованного накопления опыта управления ликвидацией пожаров на основе 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*).

### 3.1.3.1. Исходные данные для решения обратной задачи

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 ( $q \in \{\overline{1; Q}\}$ ) ЛПР придерживается одной определенной стратегии;
- на каждом  $n$ -ом ( $n \in \{\overline{1; N}\}$ ) шаге УМЦ для измерений доступны состояния цепи  $i_n(q) \in \{\overline{1; m}\}$  и решения  $k_n(q) \in \{\overline{1; K}\}$ ;
- 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 приведена в таблице 3.7.

Таблица 3.7 – Структура данных реализаций УМЦ

Номер реализации 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  $q$ -е наблюдение.

Результатом решения обратной задачи УМЦ ( $RPM DP$ ) являются те элементы, которые необходимы для решения прямой задачи ( $DPMDP$ ), т.е. матрицы вероятностей перехода и платежей (рисунок 3.17).

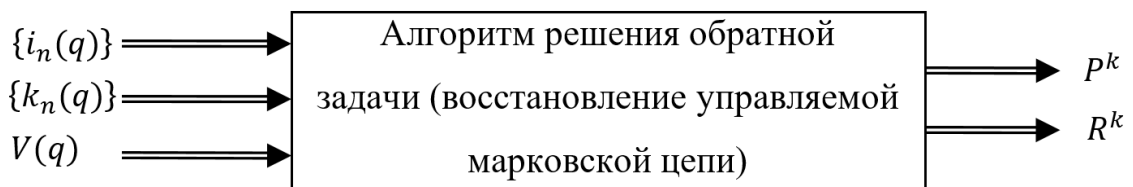


Рисунок 3.17 – Обратная задача выбора решений на основе УМЦ

### 3.1.3.2. Алгоритм машинного обучения

Блок-схема алгоритма машинного обучения УМЦ приведена на рисунке 3.18.

Укрупненно алгоритм решения обратной задачи ( $RPM DP$ ) 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 рисунке 3.18). Полное множество стратегий, например, для УМЦ (3.25), приведено в таблице 3.8.

Таблица 3.8 – Все стратегии УМЦ (3.25)

$k_i^s$	$f^s$															
	$f^1$	$f^2$	$f^3$	$f^4$	$f^5$	$f^6$	$f^7$	$f^8$	$f^9$	$f^{10}$	$f^{11}$	$f^{12}$	$f^{13}$	$f^{14}$	$f^{15}$	$f^{16}$
$k_1^s$	1	1	1	1	1	<b>1</b>	1	1	2	2	2	<b>2</b>	2	2	2	2
$k_2^s$	1	1	1	1	2	<b>2</b>	2	2	1	1	1	<b>1</b>	2	2	2	2
$k_3^s$	1	1	2	2	1	<b>1</b>	2	2	1	1	2	<b>2</b>	1	1	2	2
$k_4^s$	1	2	1	2	1	<b>2</b>	1	2	1	2	1	<b>2</b>	1	2	1	2

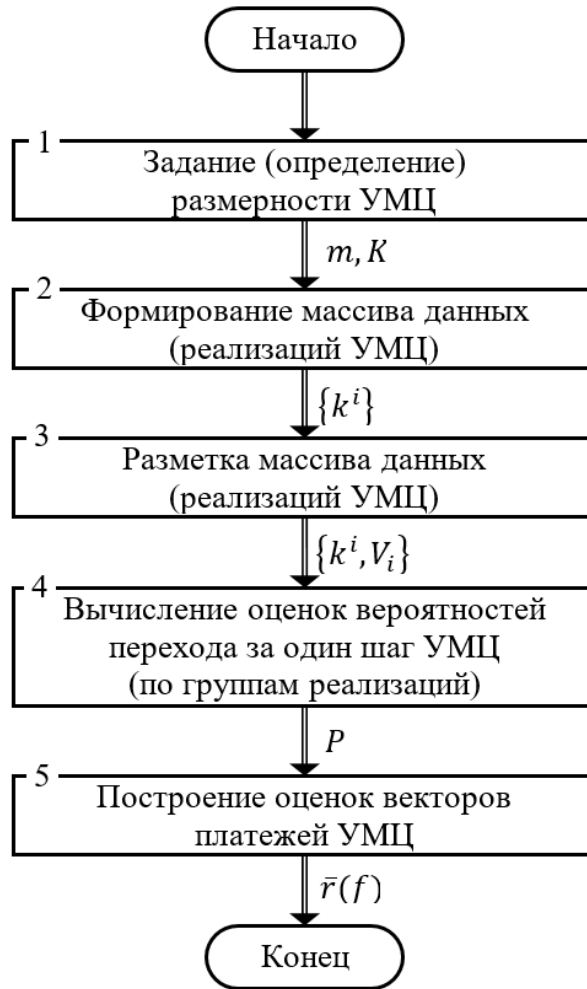


Рисунок 3.18 – Алгоритм машинного обучения УМЦ (решения обратной задачи)

По каждой  $q$ -ой реализации оцениваются частоты принятия того или иного решения  $k_i$  при том или ином состоянии  $i$  (блок 2 на рисунке 3.18). Затем по частотам определяется наиболее близкая (наиболее вероятная) *чистая* 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 теории матричных игр [280]), однако, здесь каждой реализации будем ставить в соответствие *одну из чистых стратегий*  $f^s(q)$ .

Чистую стратегию, в общем виде (например, для УМЦ (3.25)), можно записать следующим образом (здесь индекс-номер стратегии и номер реализации опущены):

$$f = [k_1 \quad k_2 \quad k_3 \quad k_4]^T, \quad (3.31)$$

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 (3.25) могут быть определены следующим образом:

$$k_i = \arg \max_k n_k^i. \quad (3.32)$$

После оценивания стратегий  $f$  и разбиения реализаций на множества, соответствующие каждой 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 (3.31), (3.32) 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 (3.26), можно представить в следующем виде:

$$P(f) = \begin{bmatrix} p_{11}^{k_1} & p_{12}^{k_1} & \dots & p_{1m}^{k_1} \\ p_{21}^{k_2} & p_{22}^{k_2} & \dots & p_{2m}^{k_2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{m1}^{k_m} & p_{m2}^{k_m} & \dots & p_{mm}^{k_m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\bar{p}_1^{k_1})^T \\ (\bar{p}_2^{k_2})^T \\ \dots \\ (\bar{p}_m^{k_m})^T \end{bmatrix}, \quad (3.33)$$

где

$$\bar{p}_i^{k_i} = [p_{i1}^{k_i} \ p_{i2}^{k_i} \ \dots \ p_{im}^{k_i}]^T. \quad (3.34)$$

Для отдельных стратегий, например,  $f^6$  и  $f^{12}$  (таблица 3.8), матрицы будут состоять из соответствующих строк матриц (3.25) и иметь вид:

$$P(f^6) = \begin{bmatrix} p_{11}^{k_1} & p_{12}^{k_1} & p_{13}^{k_1} & p_{14}^{k_1} \\ p_{21}^{k_2} & p_{22}^{k_2} & p_{23}^{k_2} & p_{24}^{k_2} \\ p_{31}^{k_1} & p_{32}^{k_1} & p_{33}^{k_1} & p_{34}^{k_1} \\ p_{41}^{k_2} & p_{42}^{k_2} & p_{43}^{k_2} & p_{44}^{k_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,901 & 0,099 & 0 \\ 0 & 0 & 0,959 & 0,041 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad (3.35)$$

$$P(f^{12}) = \begin{bmatrix} p_{11}^{k_2} & p_{12}^{k_2} & p_{13}^{k_2} & p_{14}^{k_2} \\ p_{21}^{k_1} & p_{22}^{k_1} & p_{23}^{k_1} & p_{24}^{k_1} \\ p_{31}^{k_2} & p_{32}^{k_2} & p_{33}^{k_2} & p_{34}^{k_2} \\ p_{41}^{k_2} & p_{42}^{k_2} & p_{43}^{k_2} & p_{44}^{k_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,885 & 0,115 & 0 & 0 \\ 0 & 0,921 & 0,079 & 0 \\ 0 & 0 & 0,949 & 0,051 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.36)$$

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  $k_i$ :

$$\hat{p}_{ij}^{k_i} = \frac{n_{ij}^i}{n^i}. \quad (3.37)$$

Несмотря на большое количество искомым оценок вероятностей перехода для всех стратегий (для задачи (3.25) их 256), их элементы повторяются в различных матрицах  $P(f^s)$ . Так в задаче (3.25) 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:

$$n^i = \sum_{s=1}^S n^i(s); \quad n_k^i = \sum_{s=1}^S n_k^i(s). \quad (3.38)$$

Таким образом, обрабатывая статистические данные о состояниях и принятых ЛПР решениях с помощью (3.37), (3.38), 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 рисунке 3.18) – вычисляются оценки элементов платежной функции, которая представлена в УМЦ матрицами платежей за один шаг  $R^s$ . Накопленные

за  $N$  шагов платежи представлены вектором:  $\bar{V} = [V_1 \ V_2 \ \dots \ V_m]^T$ , где  $V_i$  – накопленный платеж при условии, что реализация УМЦ начиналась в состоянии  $i$ .

Рассмотрим, как связаны платежи с другими элементами УМЦ. Аналогично матрице вероятностей перехода (3.33) представим матрицу платежей в следующем виде:

$$R(f) = \begin{bmatrix} r_{11}^{k_1} & r_{12}^{k_1} & \dots & r_{1m}^{k_1} \\ r_{21}^{k_2} & r_{22}^{k_2} & \dots & r_{2m}^{k_2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{m1}^{k_m} & r_{m2}^{k_m} & \dots & r_{mm}^{k_m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\bar{r}_1^{k_1})^T \\ (\bar{r}_2^{k_2})^T \\ \dots \\ (\bar{r}_m^{k_m})^T \end{bmatrix}, \quad (3.39)$$

где

$$\bar{r}_i^{k_i} = [r_{i1}^{k_i} \ r_{i2}^{k_i} \ \dots \ r_{im}^{k_i}]^T. \quad (3.40)$$

Учитывая векторное представление матриц вероятностей перехода (3.33) и платежей (3.39), вектор средних платежей за один шаг можно представить в таком виде:

$$\bar{r}(f) = \begin{bmatrix} (\bar{r}_1^{k_1})^T \bar{p}_1^{k_1} \\ (\bar{r}_2^{k_2})^T \bar{p}_2^{k_2} \\ \dots \\ (\bar{r}_m^{k_m})^T \bar{p}_m^{k_m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1^{k_1} \\ r_2^{k_2} \\ \dots \\ r_m^{k_m} \end{bmatrix}, \quad (3.41)$$

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:

$$\bar{V} = \sum_{n=1}^N P^n(f) \bar{r}(f). \quad (3.42)$$

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 (3.42) платежи участвуют в свернутом виде (вместо матрицы  $R(f)$  используется лишь  $\bar{r}(f)$ ), как следует из (3.28), для решения прямой

задачи УМЦ вектора  $\bar{r}(f)$ ) достаточно поскольку для любой стратегии  $f^s = [k_1 \ k_2 \ \dots \ k_i \ \dots \ k_m]^T$ :

$$r_i^{k_i} = \sum_{j=1}^m p_{ij}^{k_i} r_{ij}^{k_i}. \quad (3.43)$$

Каждая реализация УМЦ содержит, кроме регулярной составляющей, представленной (3.42), некоторую случайную (аддитивную) составляющую, поэтому *уравнение измерений* для каждой наблюдаемой  $q$ -ой реализации можно представить в следующем виде:

$$\bar{V}_q = \sum_{n=1}^N P_q^n(f_q) \bar{r}(f_q) + \bar{\varepsilon}_q, \quad (3.44)$$

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 (формула (3.33)).

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:

$$\hat{r}_{q+1} = \hat{r}_q + Q_q P_q [P_q^T Q_q P_q + 1]^{-1} [v_{q+1} - P_q^T \hat{r}_q]; \quad (3.45)$$

$$Q_{q+1} = Q_q - Q_q P_q [P_q^T Q_q P_q + 1]^{-1} P_q^T Q_q, \quad (3.46)$$

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 УМЦ, а шаг УМЦ – 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 УМЦ. 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, подстроенных по текущим наблюдениям за действиями ЛПР. Общая схема применения машинообучаемых моделей УМЦ приведена на рисунке 3.19, где сплошной жирной линией обозначен контур традиционного принятия решений, пунктирной жирной линией – контур использования машинообученной модели для поддержки принятия решений, а все остальные элементы отражают контур обучения модели (УМЦ).

На рисунке 3.19, 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 [302]. Он же может выступать и в качестве эксперта, классифицирующего случившийся конкретный пожар.

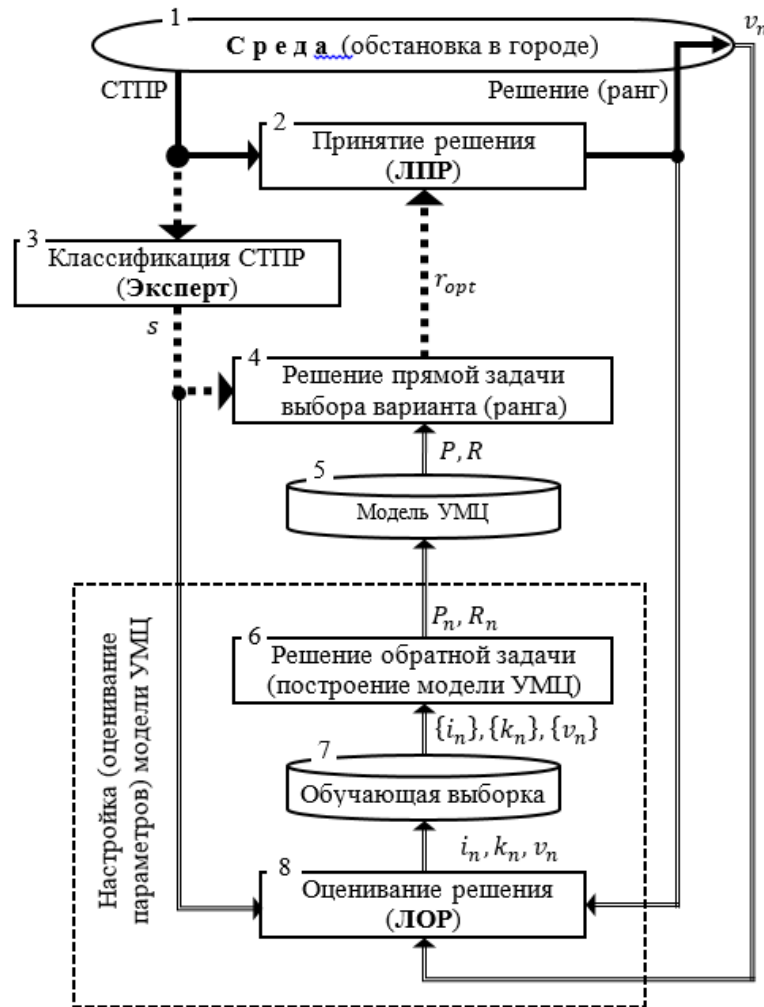


Рисунок 3.19 – Общая схема применения машинообучаемых моделей УМЦ

### 3.1.3.3. Модельный пример

Для проверки работоспособности и эффективности предложенной схемы решения обратной задачи, являющейся ядром адаптивной процедуры управления был проведен имитационный эксперимент. Исходные данные генерировались случайным образом. Один из вариантов параметров моделируемой УМЦ представлен в таблице 3.9.

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.

Таблица 3.9 – Параметры моделируемой УМЦ.

Решения $k$	Состояния $i$	Вероятности перехода за 1 шаг		Платежи за 1 шаг	
		$p_{ij}$		$r_{ij}$	
		$j=1$	$j=2$	$j=1$	$j=2$
1	1	0,05	0,95	45	79
	2	0,19	0,81	44	31
2	1	0,27	0,73	25	23
	2	0,48	0,52	93	45

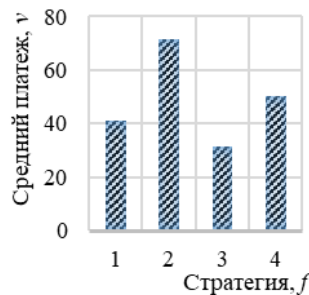


Рисунок 3.20 – Средние платежи для стратегий УМЦ

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 симитировано 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 ЛПР. Это обусловлено тем, что в данном исследовании рассматривалась полностью наблюдаемая 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 рисунке 3.21а 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).

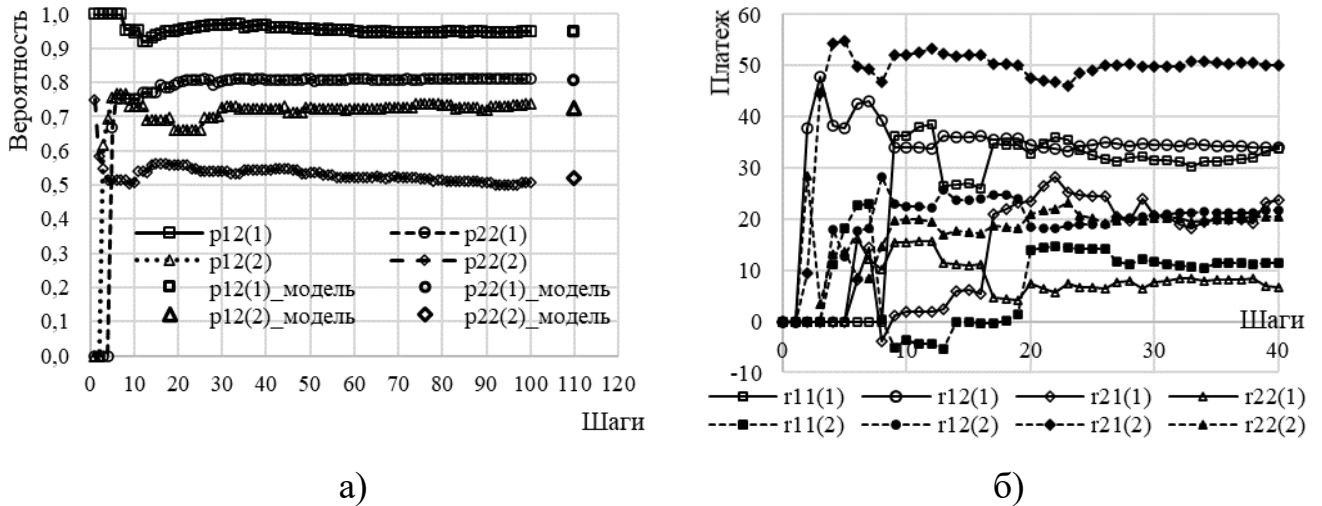


Рисунок 3.21 – Сходимость оценок вероятностей и платежей УМЦ

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 количество оценок вероятностей, их достаточно иметь (для рассматриваемых размерностей) всего четыре. Графики сходимости этих оценок приведены на рисунке 3.21. А на рисунке 3.22 приведены решения прямой задачи по данным пошаговых оценок. Из рисунке 3.22 видно, что по решениям процесс адаптации сходится быстро.

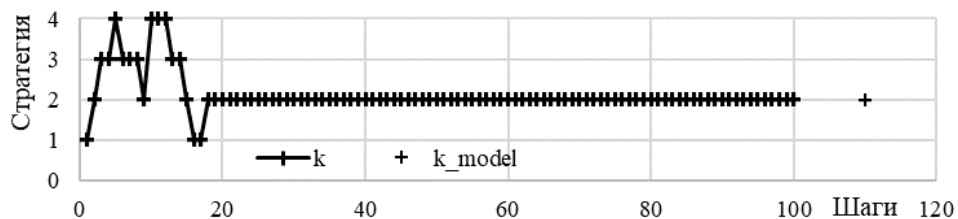


Рисунок 3.22 – Сходимость решений УМЦ по оценкам параметров

### 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 [183, 371, 372], как правило, в форме моделей игр с природой, где природа выступает в роли пассивной стороны. 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).

#### 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]:

$$A = \|a_{ij}\|_{mn} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1j} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2j} & \dots & a_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{i1} & a_{i2} & \dots & a_{ij} & \dots & a_{in} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mj} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix}. \quad (3.47)$$

В играх с природой  $s_j$  – это  $j$ -е состояние природы;  $d_i$  – это  $i$ -й вариант решения;  $a_{ij}$  – это платеж, получаемый ЛПР (оперирующей стороной) в том случае, если принято 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 (ущерб, убытков и т.п.).

В практике выбора оптимальных решений для таких задач применяют различные критерии. Наиболее часто на практике можно встретить следующие: критерий Вальда, критерий Лапласа-Байеса, оптимистический критерий, критерий Гурвица, критерий Ходжа-Лемана, критерий Сэвиджа, критерий Гермейера.

Приведенные семь критериев выбора оптимальных решений в формализованном виде представлены в таблице 3.10.

Таблица 3.10 – 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 таблице 3.10  $b_{ij}$  – элементы матрицы/таблицы сожалений (упущенной выгоды) Сэвиджа;  $q_j$  – вероятность того, что при реализации решения природа будет находиться в  $j$ -ом состоянии.

### 3.2.2. Модельный пример

Воспользуемся формализацией платежной матрицы [280, 371, 372, 428], где состояния природы соответствуют различным градациям негэнтропии  $h$  (экстропии), т.е. величины, противоположенной энтропии [426]:

$$h(\bar{p}) = 1 + \sum_{i=1}^n p_i \log_n p_i, \quad (3.48)$$

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.

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.

Принято 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 таблице 3.11.

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  $\lambda = 0,7$ .

Таблица 3.11 – 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

В соответствии с формулами таблицы 3.10, вычислены значения целевых функций для всех семи критериев и найдены оптимальные решения по каждому из них. В таблице 3.12 приведены оптимальные значения каждой из целевых функций, 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, что позволяет сравнивать эффекты от принятых решений в единой шкале.

Таблица 3.12 – 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

Далее из всех критериев рассмотрен только критерий Вальда т.к. он отражает позицию крайней осторожности (или гарантированного результата [145]), 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]. При этом математические методы принятия решений на основе моделей, как научно обоснованные, противопоставляются «ручным» методам, основанным на опыте и интуиции ЛПР [340, 371, 372].

В данной работе, в рамках единой методологии адаптивного управления, разработан ряд машинообучаемых моделей, позволяющих не противопоставлять процедуры принятия решений опытными ЛПР нормативным моделям, 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. Алгоритм обучения игровой модели управления эвакуацией людей из горящего здания**

#### **3.2.3.1. Прямая игровая задача**

Антагонистические матричные игры (АМИ) называют [280, 365, 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 –  $\bar{d} = [d_1 \quad d_2 \quad \dots \quad d_m]^T$ , а И2 –

$n$  стратегий –  $\bar{s} = [s_1 \ s_2 \ \dots \ s_m]^T$ . 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  $(-a_{ij})$ .

*Решить игру в смешанных стратегиях* означает найти для игроков все наилучшие значения  $p_i, q_j$  и цену игры  $V$ , как:

$$V = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij} p_i q_j = \bar{p}^T A \bar{q}. \quad (3.49)$$

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].

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.

### 3.2.3.2. Обратная игровая задача

В играх с природой одним из критических элементов является объективное задание значений платежной матрицы. Как и в других моделях, рассмотренных в предыдущих разделах работы, в игровых существует априорная и текущая неопределенности, осложняемые еще и многокритериальностью. Поэтому нормативные подходы к использованию этих моделей сталкиваются со значительными трудностями. Для их преодоления воспользуемся машинным обучением на основе решения обратной АМИ (ОАМИ).

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], 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 [77, 380]. При построении выполним преобразования, приводящие искомую матрицу платежей к вектору.

Уравнение наблюдений [20, 47, 220, 236, 336, 337] для произвольного  $k$ -го шага, с учетом (3.49) и погрешности измерений (невязки  $\varepsilon_k$ , обусловленная как неточностью измерений смешанных стратегий игроков, так и текущей неточностью модели АМИ), можно записать в следующем виде:

$$V_k = \bar{p}_k^T A \bar{q}_k + \varepsilon_k, \quad (3.50)$$

откуда невязка:

$$\varepsilon_k = V_k - \bar{p}_k^T A \bar{q}_k. \quad (3.51)$$

Согласно логике МНК, критерий оптимальности примет вид:

$$A_{opt} = \arg \min_A \sum_{k=1}^N \varepsilon_k^2 = \arg \min_A \sum_{k=1}^N (V_k - \bar{p}_k^T A \bar{q}_k)^2. \quad (3.52)$$

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  $A$ :

$$\bar{a} = [\bar{a}_1^T \quad \bar{a}_2^T \quad \dots \quad \bar{a}_n^T]^T, \quad (3.53)$$

где для всех  $j = \overline{1, n}$ :

$$\bar{a}_j = [a_{1j} \quad a_{2j} \quad \dots \quad a_{mj}]^T. \quad (3.54)$$

Тогда:

$$\bar{p}_k^T A \bar{q}_k = \bar{q}_k^T A \bar{p}_k = \bar{q}_k^T \begin{bmatrix} \bar{p}_k^T & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \bar{p}_k^T & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \bar{p}_k^T \end{bmatrix} \bar{a} = \bar{r}_k^T \bar{a}, \quad (3.55)$$

здесь вектор  $\bar{r}_k$  имеет следующую структуру:

$$\bar{r}_k = [q_k^{(1)} \bar{p}_k^T \quad q_k^{(2)} \bar{p}_k^T \quad \dots \quad q_k^{(n)} \bar{p}_k^T]^T, \quad (3.56)$$

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:

$$V_k = \bar{r}_k^T \bar{a} + \varepsilon_k. \quad (3.57)$$

Тогда значения  $N$  наблюдений можно представить в векторной форме следующим образом:

$$\begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \dots \\ V_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{r}_1^T \\ \bar{r}_2^T \\ \dots \\ \bar{r}_N^T \end{bmatrix} \bar{a} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \dots \\ \varepsilon_N \end{bmatrix}, \quad (3.58)$$

или в векторно-матричной форме:

$$\bar{V} = R \bar{a} + \bar{e}. \quad (3.59)$$

С учетом такого представления и в соответствии с логикой МНК, сумму квадратов невязок можно представить в следующем виде:

$$s = \bar{e}^T \bar{e} = (\bar{V} - R \bar{a})^T (\bar{V} - R \bar{a}). \quad (3.60)$$

Далее в соответствии с алгоритмом МНК-оценивания на основе целевой функции (3.60) 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:

$$\hat{a}_N = (R_N^T R_N)^{-1} R_N^T \bar{V}_N, \quad (3.61)$$

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:

$$Q_N \triangleq (R_N^T R_N)^{-1}. \quad (3.62)$$

Далее, в соответствии с логикой построения рекуррентных МНК-оценок

[220, 380], 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]:

$$\hat{a}_{N+1} = \hat{a}_N + Q_N \bar{r}_{N+1} [\bar{r}_{N+1}^T Q_N \bar{r}_{N+1} + 1]^{-1} [V_{N+1} - \bar{r}_{N+1}^T \hat{a}_N]; \quad (3.63)$$

$$Q_{N+1} = Q_N - Q_N \bar{r}_{N+1} [\bar{r}_{N+1}^T Q_N \bar{r}_{N+1} + 1]^{-1} \bar{r}_{N+1}^T Q_N. \quad (3.64)$$

Алгоритм (3.63), (3.64), 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  $10^3$ .

В качестве целевого показателя для *правила остановки* [20, 47, 160, 220, 236, 336, 337] рекуррентного оценивания использована *разность текущего и предыдущего векторов оценок  $\hat{a}$* . При этом *мерой сходимости служит длина вектора разности двух векторов оценок платежей АМИ, вычисленных на  $(N+1)$  и предыдущем  $N$ -ом шагах наблюдений*:

$$\delta_a^{N+1} = |\hat{a}^{N+1} - \hat{a}^N| \cdot 0,5, \quad N = 1, 2, \dots, \quad (3.65)$$

тогда правило (условие) остановки примет вид:

$$\delta_a \leq \delta_a^{\text{Порог}}. \quad (3.66)$$

### 3.2.3.3. Модельный пример

Рассмотрен несколько упрощенный вариант задачи, приведенной в п. 3.2.2. Платежная матрица игры приведена в таблице 3.13, где в модельной ситуации ее элементы отражают вероятность спасения людей [371, 372], хотя конкретное смысловое содержание платежной матрицы не имеет значения т.к. при решении обратной задачи восстанавливаются обобщенные платежи.

Таблица 3.13 – Платежная таблица игры с природой в задаче спасения людей из горящего здания

	$s_1$	$s_2$	$s_3$	$s_4$	$s_5$	$p_i$
$d_1$	<b>0</b>	<b>0,833</b>	0,50	0,833	1	0,375
$d_2$	<b>1</b>	<b>0,50</b>	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 следующим значениям оптимальных смешанных стратегий игроков и цены игры:  $\bar{p} = [0,375 \ 0,625]^T$ ;  $\bar{q} = [0,25 \ 0,75 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ ;  $V = 0,625$ . Эти параметры были приняты в качестве модельных в имитационном эксперименте, выполненном в среде *MS Excel*. На данных эксперимента проиллюстрирована технология машинного обучения АМИ и работа правила остановки итерационного процесса оценивания.

Результаты расчетов (фрагмент) по формулам (3.63), (3.64) приведены в таблице 3.14. В силу больших размеров таблицы приведены лишь вычисления оценок платежного вектора  $\hat{a} = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4]^T$  (или матрицы  $A = \|a_{ij}\|_{22}$ ).

Результаты рекуррентного оценивания элементов платежного вектора (платежной матрицы) приведены в 4-х последних колонках, тонированных темно-серым цветом. Сходимость оценок элементов платежной матрицы к их фактическим (моделируемым) значениям показана на рисунке 3.23, где на уровне 55 партии показаны фактические (моделируемые) значения параметров модели (партий в эксперименте было симитировано 50).

Таблица 3.14 – Имитация наблюдений за партиями АМИ и машинного обучения модели (фрагмент)

Партия <i>N</i>	Игрок 1		Игрок 2		Платеж $V_N$	Средний платеж	Скользящие 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								$\theta$	$\theta$	$\theta$	$\theta$
2	0,791	2	0,076	1	1	1											
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

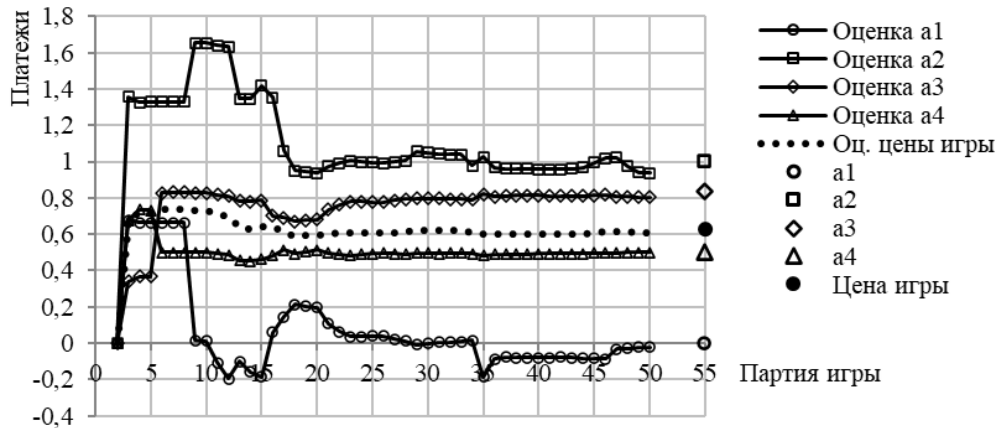


Рисунок 3.23 – Сходимость оценок платежной матрицы АМИ и цены игры в процессе одной из реализаций машинного обучения

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 рисунке 3.24.



Рисунок 3.24 – Невязка оценок АМИ относительно их модельных значений

Показано, что вектор оценок асимптотически приближается к вектору фактических значений платежной матрицы АМИ. При работе с реальными данными, может быть использовано правило остановки, построенное на пошаговых изменениях вектора оценок (формула (3.65)). На рисунке 3.25 приведен график изменения меры (3.65) для той же реализации модельных данных.

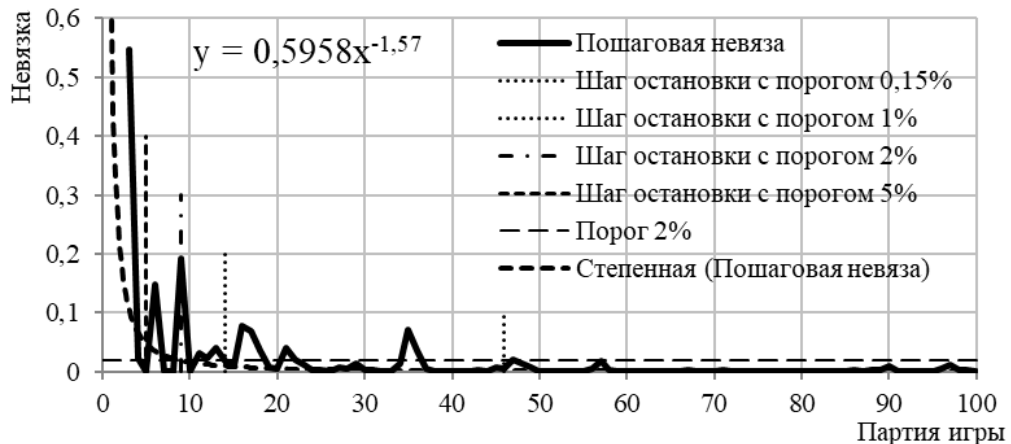


Рисунок 3.25 – Пошаговая невязка оценок платежной матрицы

На рисунке 3.25 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.

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 ущерба от продолжительности отдельных фаз и от пожара в целом. Поэтому на всех стадиях ликвидации пожара руководителю тушения пожара важно иметь прогноз времени окончания фаз ликвидации пожара для принятия адекватных и эффективных управленческих решений. В качестве инструмента такого прогнозирования использован аппарат марковских цепей.

Выполнена формализация процесса ликвидации пожара в виде марковской цепи на основе использования статистических данных о временных характеристиках реагирования и фаз ликвидации пожара.

Разработан рекуррентный алгоритм машинного обучения марковской модели по данным пожарной статистики соответствующих типов (город, село, и т.д.) и уровней иерархии управления (ПСЧ, гарнизон, регион, и т.д.).

Обученная марковская модель позволяет прогнозировать как общую продолжительность процесса ликвидации пожара, так и время завершения той или иной фазы для заданного уровня доверительной вероятности.

2. Выполнены исследования качества машинообучаемых марковских цепей, 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 на более 10-12%, при меньших ошибках – пропорционально меньше;

2.2. зависимость скорости сходимости пошаговых вероятностей состояний к предельным значениям от значений элементов переходной матрицы. Показано, что

меньшим значениям диагональных элементов матрицы соответствует более быстрый переход к предельным состояниям (и наоборот), определяющим 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. Разработан алгоритм выбора оптимального ранга пожара, позволяющий, в отличие от других, выбирать ранг с учетом объемов возмещения пострадавшим по видам ущерба. Алгоритм построен на основе байесовского оценивания, машинообучаемых марковских цепей и с учетом выявленных регрессионных зависимостей видов ущерба от продолжительности пожара. На модельном примере с использованием исходных данных, близких к реальным, проиллюстрирована технология реализации разработанного алгоритма.

4. Формализована задача управления выбором ранга пожара на основе *управляемых марковских цепей* (УМЦ), содержащих кроме матриц вероятностей перехода еще и матрицы платежей. Процедура выбора оптимального ранга с помощью УМЦ представлена в виде стратегии, как условного оператора, зависящего от текущего состояния. Для оценивания состояния, как уровня сложности пожара, предложен алгоритм экспертной процедуры, построенный на основе парных сравнений.

Для преодоления априорной и текущей неопределенности при

использовании УМЦ в СППР при управлении процессом ликвидации пожара разработан алгоритм машинного обучения УМЦ на основе рекуррентного оценивания. На модельных примерах показана эффективность машинного обучения УМЦ.

5. Разработан алгоритм машинного обучения матричных игр с природой, используемых для поддержки принятия решений при управлении эвакуацией людей из горящего здания. Априорная и текущая неопределенность в этих моделях снимается на основе решения обратной задачи в рекуррентной форме, что позволяет, в отличие от традиционных технологий использования моделей в системах поддержки принятия решений, адаптироваться к системе предпочтений опытных ЛПР. Технология машинного обучения позволяет переобучать модели в нестационарных условиях, т.е. в случаях изменения внешних обстоятельств или предпочтений ЛПР. Исследованы свойства алгоритма решения обратной игровой задачи. На модельных примерах показана работоспособность рекуррентной процедуры и эффективность предложенного правила остановки.

## **Глава 4. Модели и алгоритмы машинного обучения робототехнических систем, применяемых при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций**

### **4.1. Современное состояние применения робототехнических систем**

#### **4.1.1. Функциональные возможности робототехнических систем**

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 рисунке 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 рисунке 4.2, а их основные характеристики – в таблице 4.1.

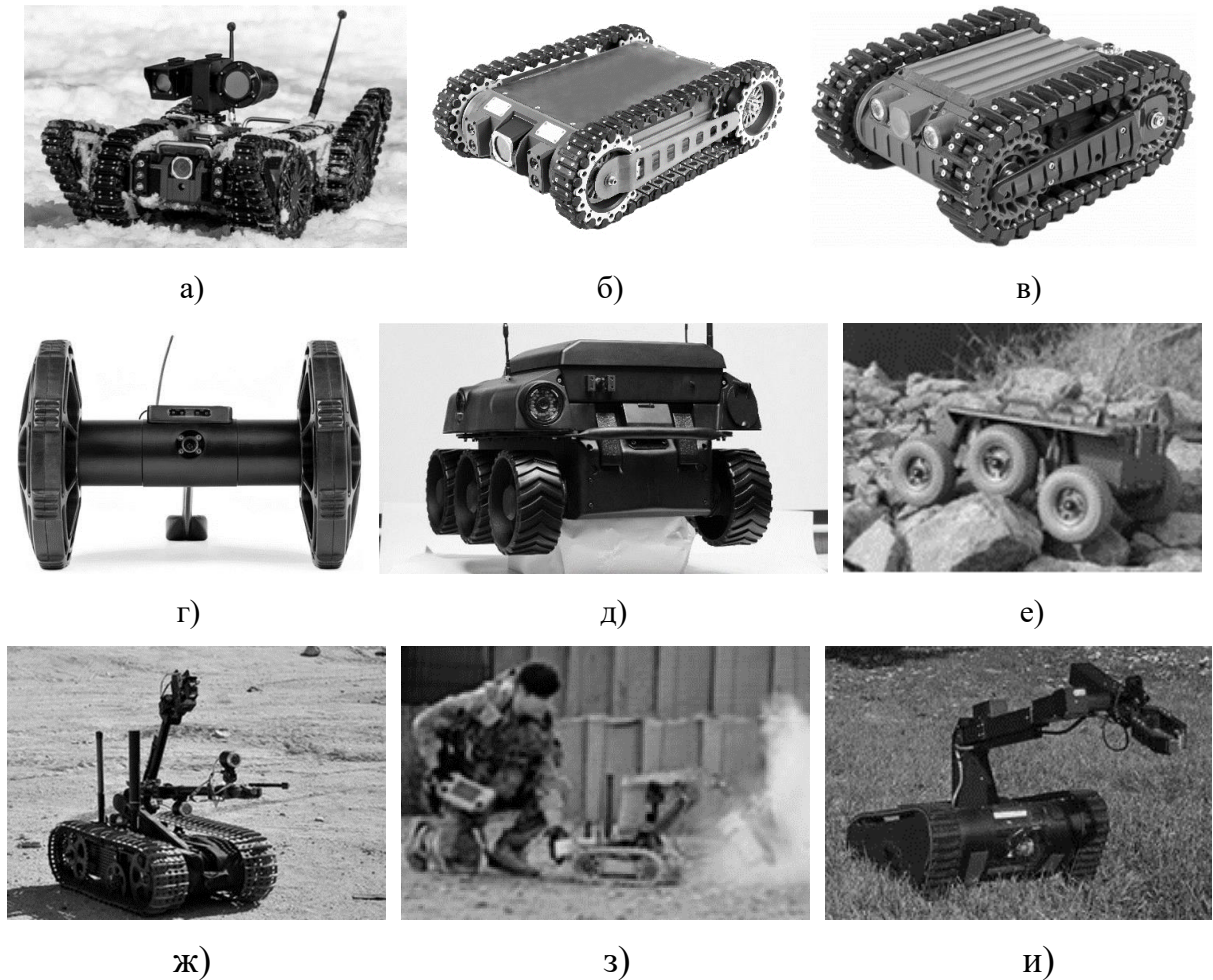


Рисунок 4.2 – Малогабаритные роботы и платформы разведки:

а) Капитан; б) Курсант; в) Кадет; г) Юла-2; д) Пластун; е) *Mini Crusher*;  
ж) *TALON*; з) *Dragon Runner 10*; и) *Matilda II*

В колонке «Масса» таблица 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 – многостепенной 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.

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 автономной работы, ч
Капитан	РФ	62x46,5x21,5	гусен.	35+20	1,5	500-1200	4-8
Курсант	РФ	45x35x15	гусен.	15+10	1	200-400	2
Кадет	РФ	25x21,5x9	гусен.	2,5+2	1,5	100-300	1-4
Юла	РФ	26x19x14	2 кол.	0,7+0,3	0,5	100-200	2
Кот	РФ	33x29x13,2	4 кол.	4,15	0,74	550	2
Пластун	РФ	86x77,5x45,5	6 кол.	65	2,5	1000	4
<i>Mini Crusher</i>	США	76x51x30	6 кол.	56,7+45	6,7		
<i>TALON</i>	США	0,86x0,57x-	гусен.	52+45	2,28	800	
<i>Dragon Runner 10</i>	США	31x42x15	гусен./ 4 кол.	5+4.5	1,78		3
<i>Matilda II</i>	США	76x53x-	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.).

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. Он предназначен для обследования городской местности, подвалов и промышленных зон (имеет видеокамеру, микрофон, осветитель).



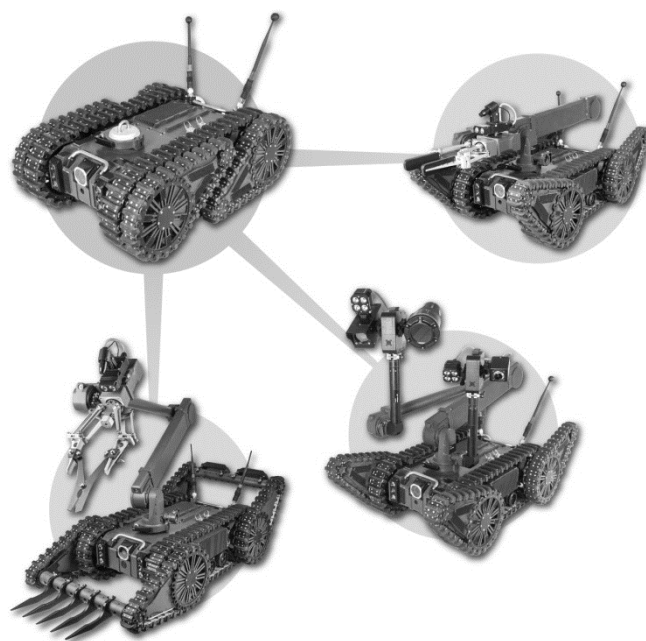


Рисунок 4.3 – Одна из конфигураций МРТС, построенных на базе МРП Капитан

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 рисунке 4.4 приведены некоторые роботы такого типа, а в таблице 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.

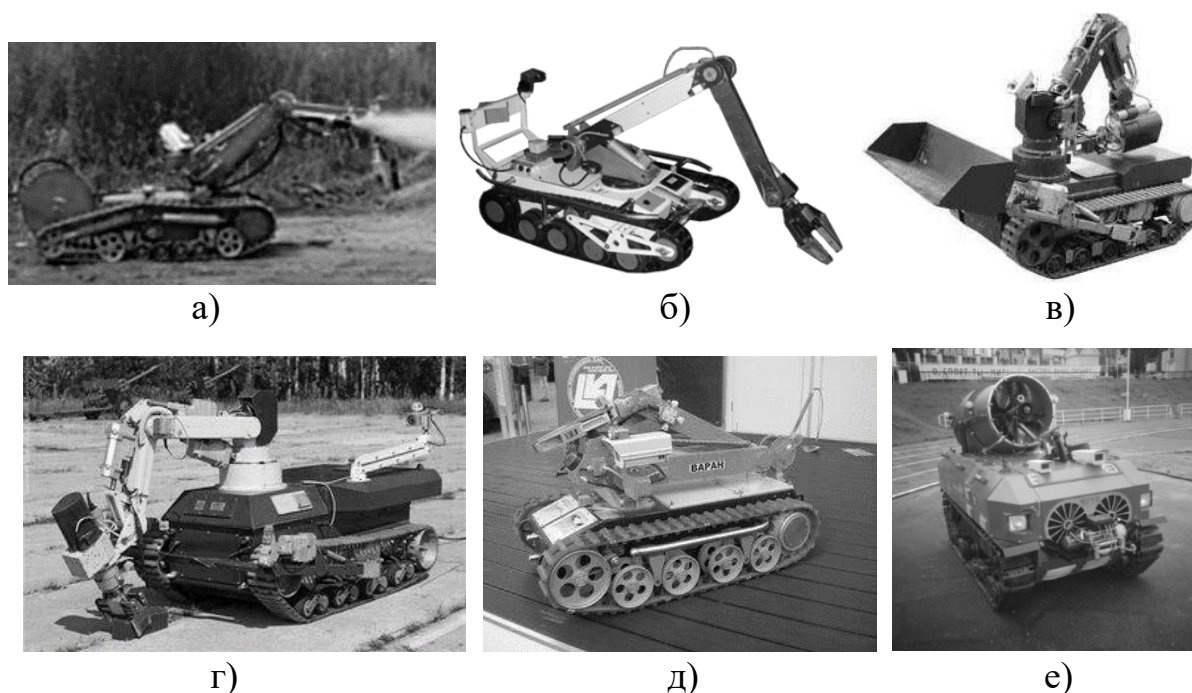


Рисунок 4.4 – Пожарные роботы среднего класса: а) МРК-РП; б) МРК-27; в) МРК-46М; г) МРК-61; д) Варан; е) МРУП-Каскад

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 автономной раб., ч
МРК-РП	РФ	130x70x80	гусен.	230-360	1	200-1000	4
МРК-27	РФ	112x71x65	гусен.	170-210	0,5	200-500	4
МРК-46М	РФ	234x114,6x132	гусен.	650+100	0,5	200-2000	4
МРК-61	РФ	250x115x101	гусен.	800	4	300-1000	4
Варан	РФ	120x70x70	гусен.	190+50	0,5	185	4
МРУП-Каскад	РФ	250x150x200	гусен.	2500	2,78	2000	8

На платформе МРК-27 на гусеничном ходу с электроприводом (таблица 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.

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 рисунке 4.5, а характеристики – в таблице 4.3.



Рисунок 4.5 – Пожарные роботы тяжелого класса: а) Ель-4; б) Ель-10; в) Уран-14

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.

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 автономной работы, ч
Ель-4	РФ	365x200x198	гусен.	7200	2,78	2000	н/д
Ель-10	РФ	669x250x292	гусен.	16400	1,4	1500	н/д
Уран-14	РФ	380x218x202	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 (дроны) типов [132, 189, 201, 261, 410, 429].

Некоторые отечественные БПЛА трех классов по характеристикам времени пребывания в воздухе и дальности полета приведены на рисунке 4.6 и в таблице 4.4.

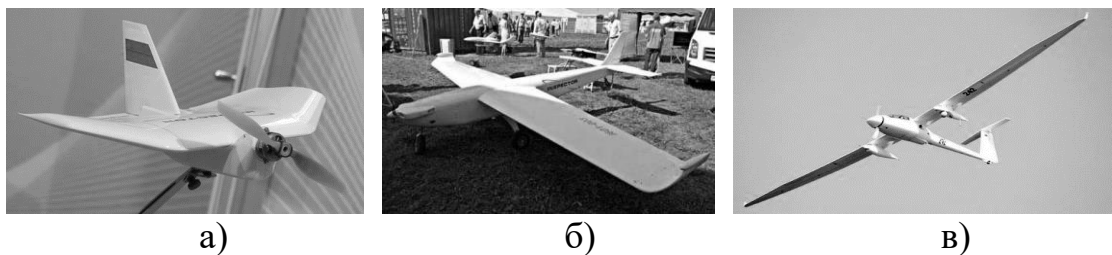


Рисунок 4.6 – БПЛА легкого (а), среднего (б) и тяжелого (в) классов

Основные функции БПЛА, используемых в интересах МЧС, заключается в разведке и мониторинге. В связи с этим все они оснащены аппаратурой фото и видеофиксации 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

Как отмечается в ряде аналитических работ [206, 386, 408-410] по использованию РТС при ликвидации пожаров и ЧС, основными 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 зон 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 применения робототехнических систем**

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 роботов мультиагентных групп**

### **4.2.1. Алгоритм машинного обучения модели планирования операций**

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 (рисунок 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].

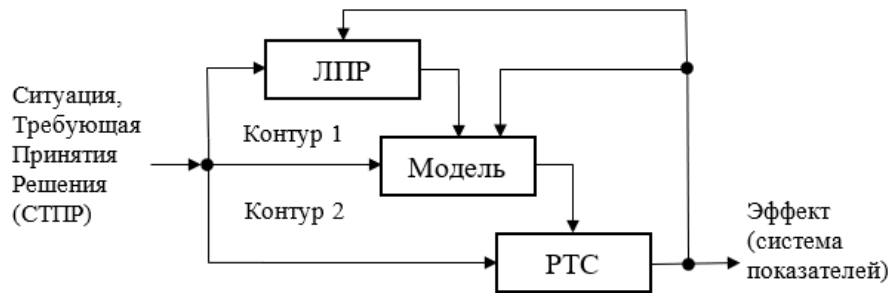


Рисунок 4.7 – Двухконтурная схема управления РТС на основе машинообучаемой (адаптивной) модели

**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 приведены, например, в таблицах 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 искомым переменных;  $T$  – символ транспонирования.

Таким образом, решив ЗЛП (4.2)-(4.4) любым из способов [77], можно передать программу роботам 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. Целевая функция (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;  $\bar{c} =$

$[c_1 \ c_2 \ \dots \ c_n]^T$  – вектор коэффициентов целевой функции ЗЛП.

Критерий (правило) выбора оптимального решения  $\bar{x}^{opt}$ :

$$\bar{x}^{opt} = \arg \max_{\bar{x} \in \Omega} L(\bar{x}), \quad (4.6)$$

где  $\Omega$  – 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:

$$\left. \begin{aligned} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n &\leq a_{10} \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n &\leq a_{20} \\ &\dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n &\leq a_{m0} \end{aligned} \right\}, \quad (4.7)$$

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 рисунка 4.8, где совокупность параметров  $\{A, \bar{a}_0\}$  отражает текущую СТПР.

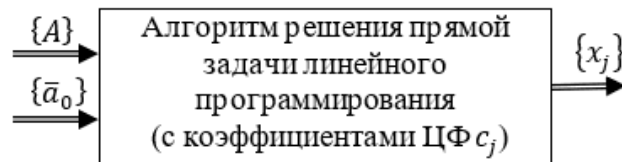


Рисунок 4.8 – Взаимосвязь параметров прямой ЗЛП

На рисунке 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).

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, измеримы и отражают 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 при разных ограничениях, то проблема критериальной неопределенности решается применением адаптивной (машинообучаемой) формы 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 (разметка выборки на хорошие/плохие решения), а также данные о системе (матрица  $A$ ) и о текущей СТПР (вектор  $\bar{a}_0$ ). Для упрощения представлений будем считать, что ограничения неотрицательности добавлены к ограничениям на ресурсы. Взаимосвязь входных и выходных параметров в ОЗЛП показана на рисунке 4.9.

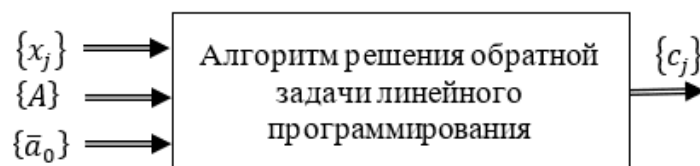


Рисунок 4.9 – Взаимосвязь параметров обратной ЗЛП

**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 включает следующие четыре этапа (рисунок 4.10).

**Правила остановки.** Как в любых последовательных процедурах важным является вопрос о достаточной точности модели. Наиболее универсальным правилом и достаточно просто реализуемым в бортовых компьютерах роботов представляется правило, основанное на сходимости оценок по приращениям. 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 рисунке 4.11а проиллюстрировано изменение этого показателя для модельного примера.

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:

$$\delta_c^k = 0,3504k^{-1,451}. \quad (4.14)$$

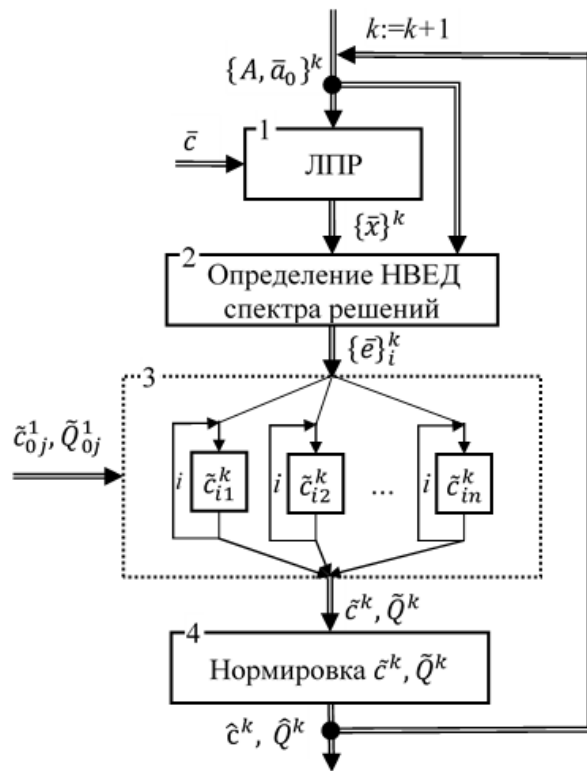


Рисунок 4.10 – Рекуррентный алгоритм вычисления оценок ЦФ ЗЛП по наблюдениям за решениями, принимаемыми ЛПР

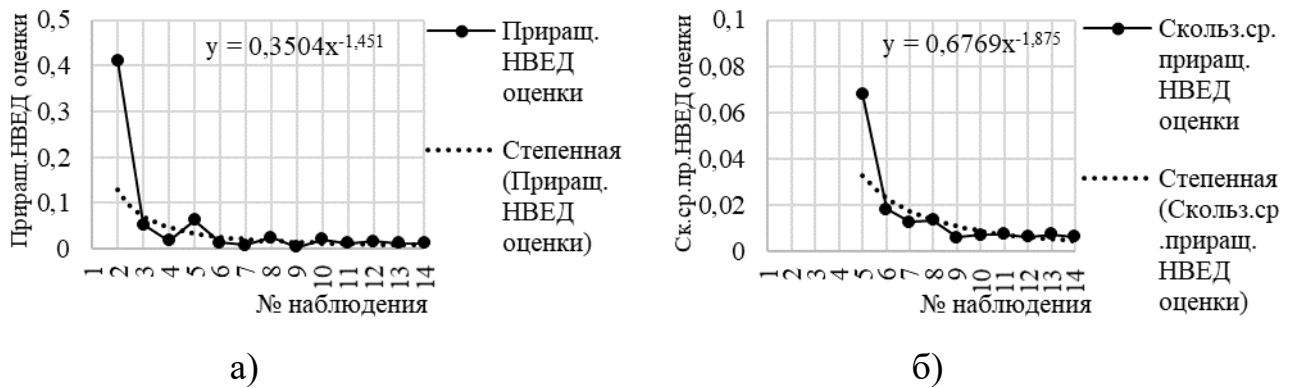


Рисунок 4.11 – Сходимость оценок ЦФ ЛПР по приращениям НВЕД оценки

На рисунке 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. 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. Машинообучаемая транспортная модель оптимального распределения заданий в мультиагентной группе роботов**

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 (рисунок 4.12). 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.

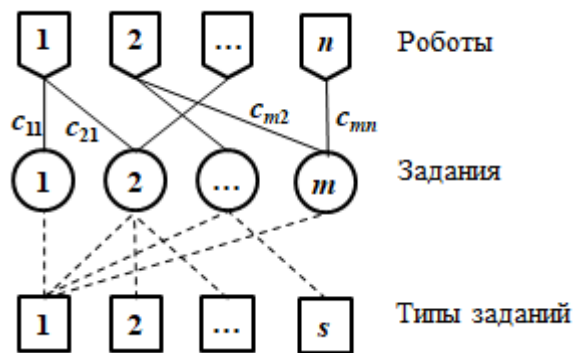


Рисунок 4.12 – Распределение заданий в МРТС

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 [365, 478] критерием оптимальности плана является минимум суммарных издержек. 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) – работа. 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, оценивающее решения – ЛОР), 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 (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  $(m + (n - 1))$  переменных 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 (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  $\tilde{c}_{ij}$ ;  $\beta$  – 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 заданий. В каждой циклограмме заданий количество роботов каждого из трех типов, способных выполнять задания (т.е. аналог *строки спроса* в ТЗ), варьировалось от 1 до 7, а количество заданий для роботов каждого из двух типов (аналог столбца предложений в ТЗ) варьировалось в том же диапазоне. При этом баланс требуемого и имеющегося количества роботов обеспечивался (транспортная задача сбалансирована). ЛПР для каждой циклограммы решает задачу распределения заданий по роботам, 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  $\bar{x}_k$ , как и ситуация, требующая принятия решений  $\{\bar{a}_k, \bar{b}_k\}$ , регистрировались и составили выборку наблюдений. Моделируемая платежная матрица приведена в таблице 4.5.

Таблица 4.5 – Моделируемая платежная таблица ТЗ

	Робот 1	Робот 2	Робот 3
Задание 1	<b>4</b>	<b>2</b>	<b>3</b>
Задание 2	<b>1</b>	<b>5</b>	<b>4</b>

В результате решения обратной задачи на каждом шаге наблюдений с вычислением оценок элементов платежной матрицы были получены пошаговые оценки (рисунок 4.13), а также нормированная (приведенная к единичной длине) величина разности вектора оценок и фактического вектора элементов моделируемой транспортной таблицы (рисунок 4.14).

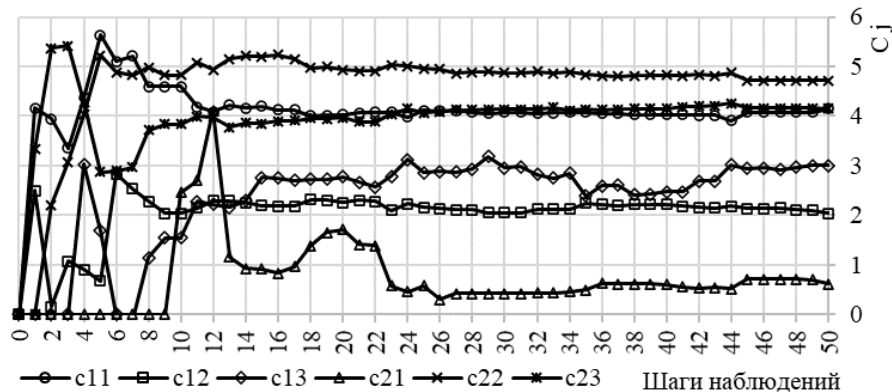


Рисунок 4.13 – Пошаговые оценки транспортной (платежной) таблицы ТЗ



Рисунок 4.14 – Сходимость невязки оценок транспортной таблицы

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.

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-го 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 управляемой марковской цепи для задачи разведки роботом опасной зоны**

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 рисунке 4.2, а их характеристики – в таблице 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 представлением 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 считать 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 не большие, то оптимальное решение задачи может быть найдено и 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 (рисунок 4.15).

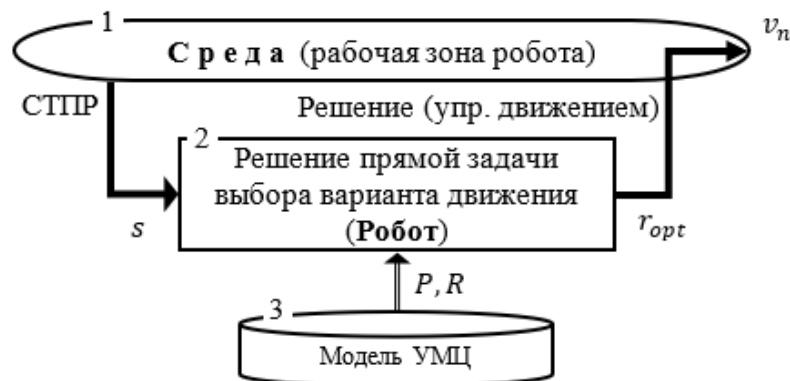


Рисунок 4.15 – Схема решения прямой задачи роботом

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 так же снимается путем машинного обучения модели на основе



прецедентов – ситуаций (СТПР) и решений, принятых в них опытным ЛПР-оператором.

**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 (рисунок 4.16).

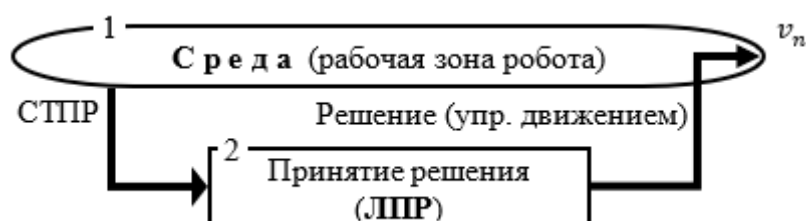


Рисунок 4.16 – Схема прямого управления оператором роботом

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 рисунке 4.17, 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.

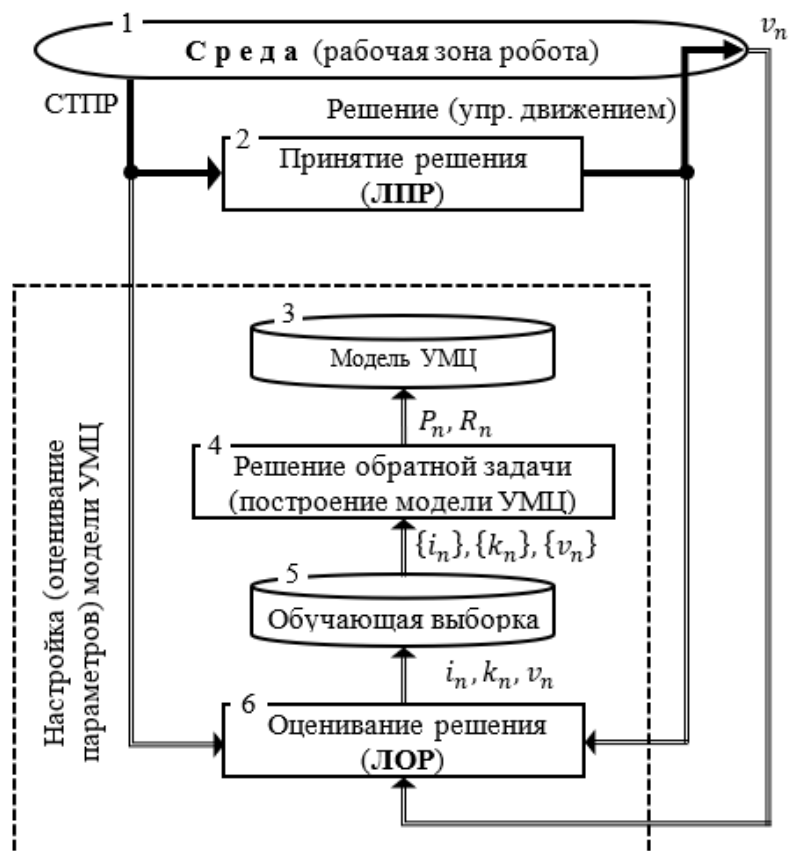


Рисунок 4.17 – Схема сбора данных для обучающей выборки, разметка ее лицом, оценивающим решения (ЛОР), и машинное обучение модели УМЦ

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.

#### 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 (рисунок 4.18).

Первый (нижний на дереве) 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,  $P(a) = P(b) = P(c) = 0; P(d) = 1$ .

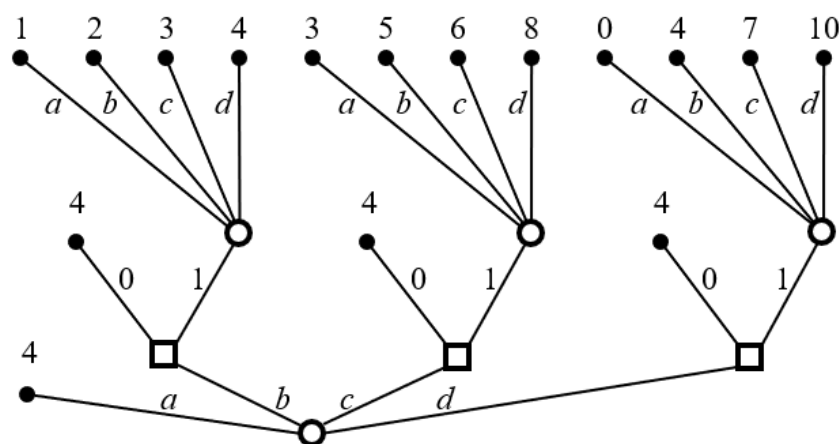


Рисунок 4.18 – Дерево решений при управлении РТС

Далее предполагается, что степень неопределенности текущего состояния количественно ЛПР может не оценивать, а «чувствовать» интуитивно и на этой основе принимать решение об отправке (1) или неотправке (0) исполнительных РТС на выполнение заданий (второй уровень дерева решений).

На третьем уровне исходы  $(a, b, c, d)$  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 (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.** 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 (рисунок 4.18). 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  $\lambda$ ) 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  $\lambda$  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  $\lambda$ , который и будет соответствовать позиции ЛПР.

Кратко рассмотрим реализацию этого алгоритма (подробно он представлен в [106]) с учетом модельных данных, представленных на рисунке 4.18.

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 ( $\lambda$ ) ( $\lambda = 1$  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 рисунке 4.19.

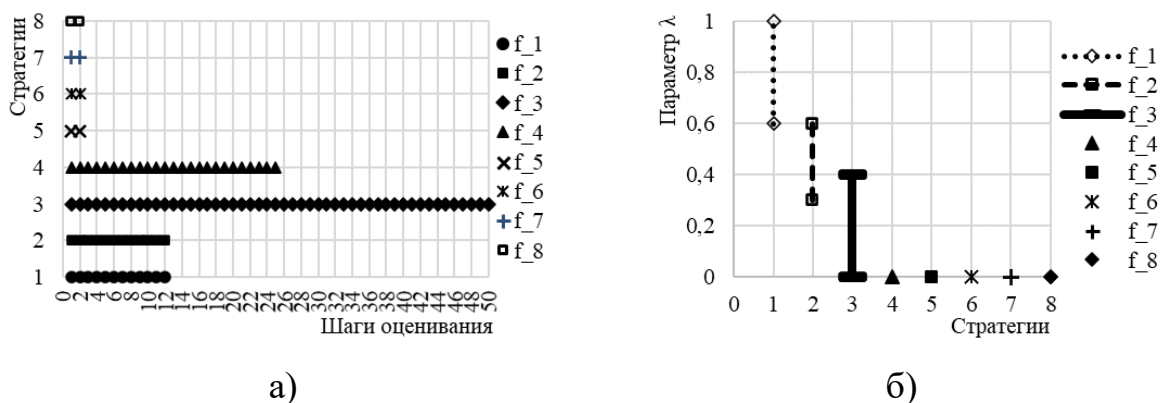


Рисунок 4.19 – Сходимость интервальной оценки стратегии ЛПР (а); обратная функция – зависимость параметра  $\lambda$  от стратегии ЛПР (б)

Из результатов имитационного моделирования, приведенных на рисунке 4.19 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 ЛПР-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 роботов:

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 роботов 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 коботов 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 коботов, 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 коботов 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 *C*, *C++*, *C#* 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 *C#* (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 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 группы 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 БПЛА в составе беспилотных авиационных систем (БАС) 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 южных 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 дозарядки до полной емкости становится случайным.

Схема моделируемой ситуации представлена на рисунке 4.20. 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).

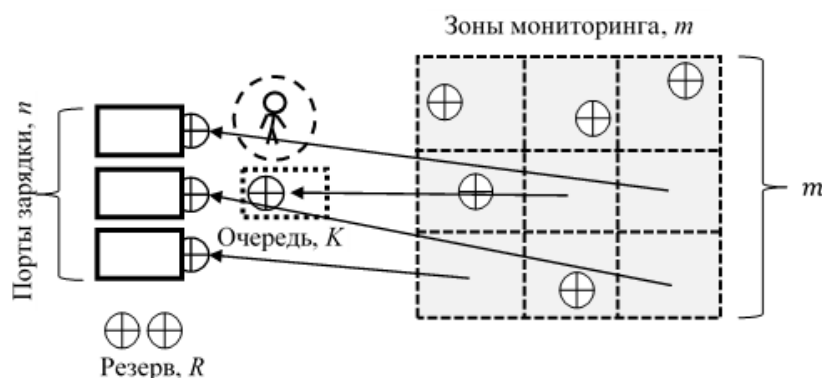


Рисунок 4.20 – Схема элементов задачи мониторинга пожарной обстановки на территории

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 рисунке 4.21 приведена блок-схема алгоритма концептуального проектирования.

Алгоритм [64, 289] позволяет выбирать оптимальные параметры системы мониторинга пожароопасного района (на ранних стадиях проектирования) на основе использования мультиагентной робототехнической системы. Он 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);

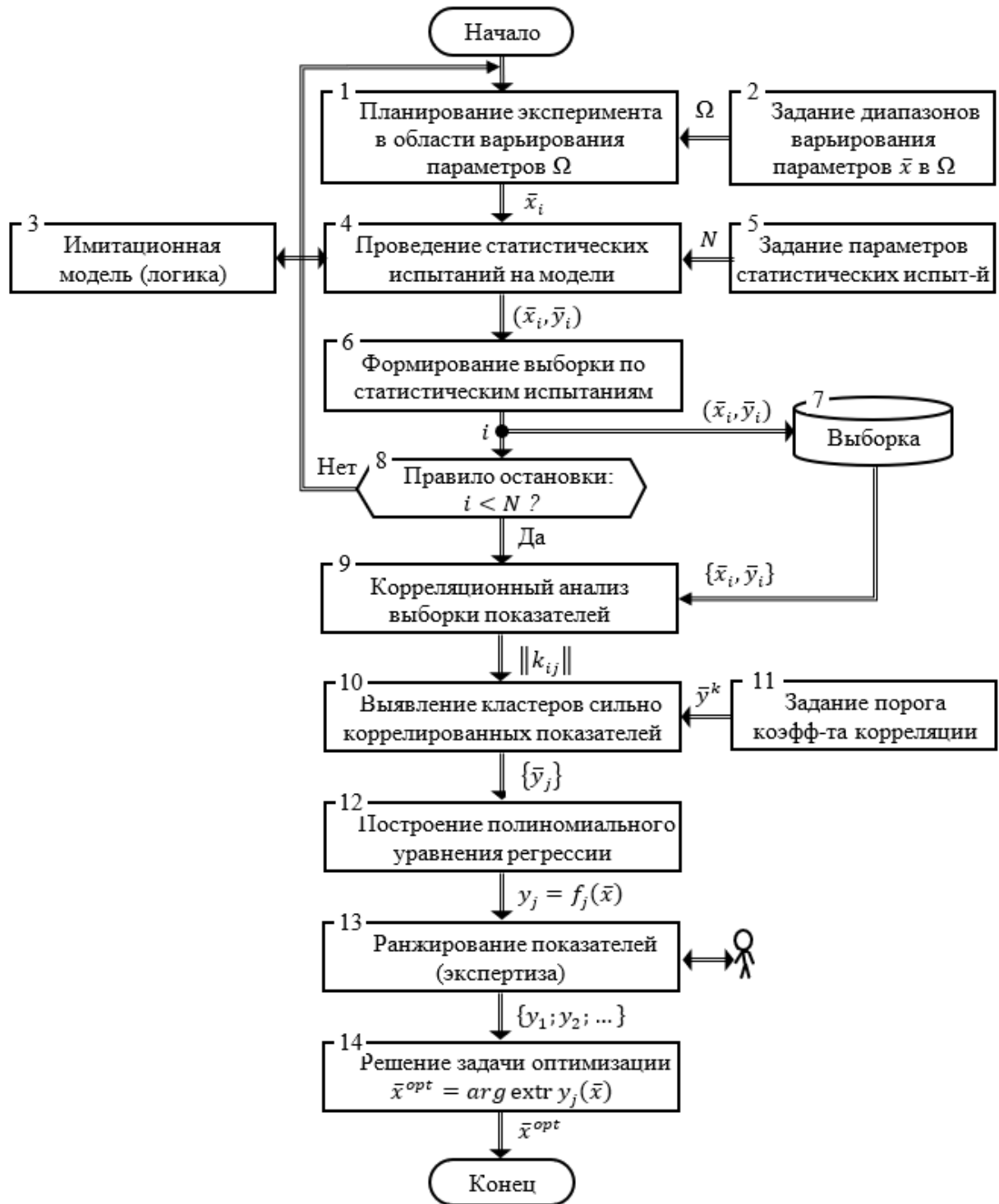


Рисунок 4.21 – Алгоритм выбора оптимальных параметров системы мониторинга пожароопасного района на основе использования мультиагентной РТС

- количество каналов обслуживания роботов, т.е. портов зарядки ( $x_2$ , шт.).

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*.

Статистические испытания (блоки 4, 5, 6) проводятся при различных сочетаниях входных переменных, выбранных оптимально с помощью методов планирования эксперимента [256, 395]. Результатом статистических испытаний стала выборка, необходимая 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:

$$\begin{aligned} y_9 &= a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_{11}x_1^2 + a_{22}x_2^2 + a_{33}x_3^2 + a_{12}x_1x_2 + a_{13}x_1x_3 \\ &+ a_{23}x_2x_3 = \\ &= 0,0402 + 0,2145x_1 + 0,1958x_2 - 0,1942x_3 - 0,0199x_1^2 - 0,0130x_2^2 + \\ &0,0015x_3^2 - 0,0071x_1x_2 + 0,0160x_1x_3 + 0,0097x_2x_3. \end{aligned} \quad (4.36)$$

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 робота должна обеспечить поступление их на зарядку, в среднем, на чаще, чем 1,23 робота в час. Тип бортового аккумулятора и соответствующее ему зарядное устройство должно обеспечить зарядку робота, 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 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, важной особенностью 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 чрезвычайных ситуаций**

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**

Собянин С.С. в [346] в разделе «Планы и программы на 2019-2020 годы» выделяет отдельно «... внедрение риск-ориентированного подхода» как одного из направлений обеспечения пожарной безопасности столицы. Кроме того, он отмечает необходимость реализации внутреннего контроля состояния оборудования «...в период между инспекционными контролями».

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]. Отечественные государственные структуры (как правило, министерства) и крупные холдинги (РЖД, Ростелеком, Российские сети и ряд других) в настоящее время внедряют системы внутреннего контроля (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.

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 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 пожарных подразделениях

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. Контролю 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 рисунке 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, 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].

**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.

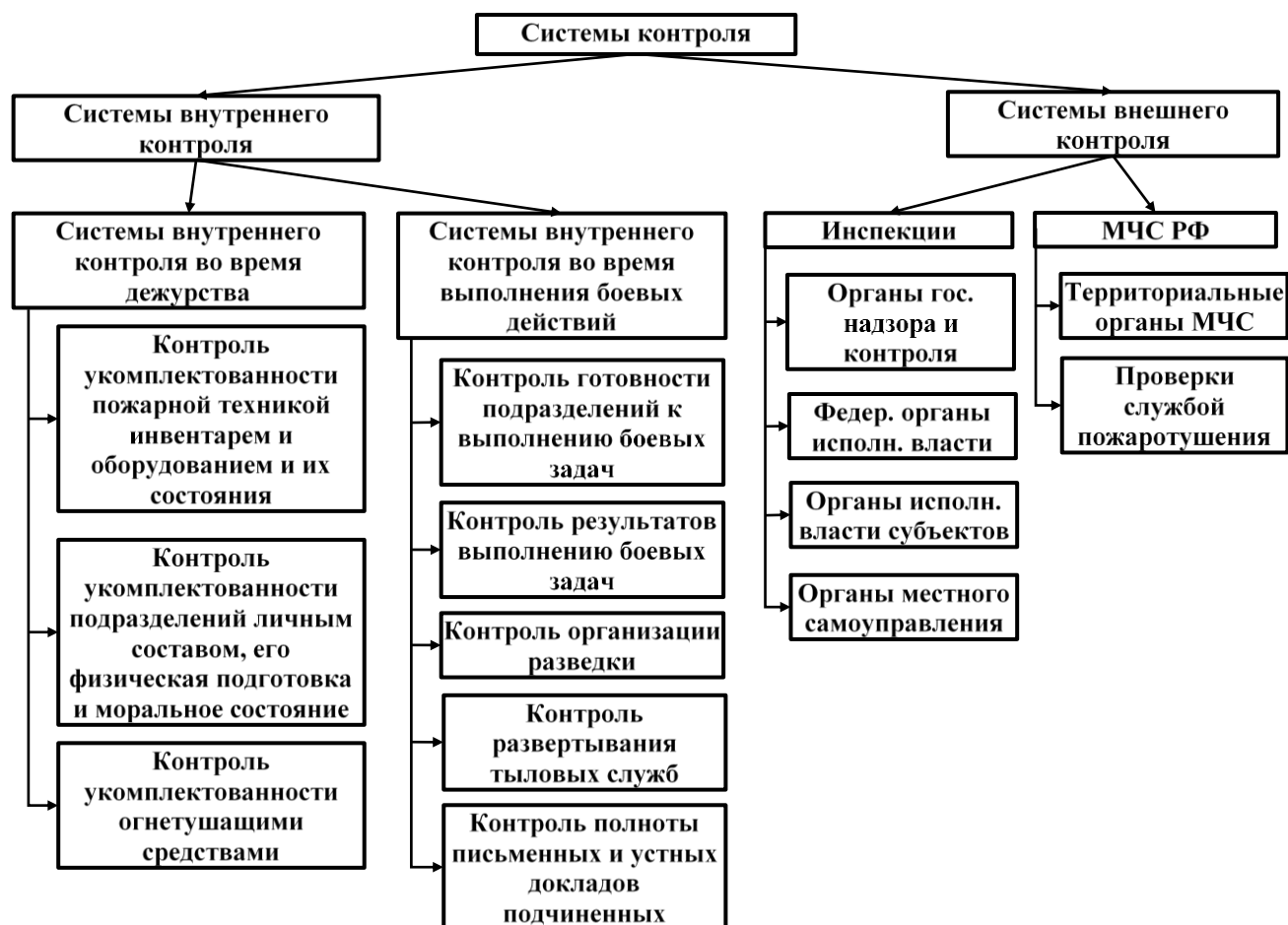


Рисунок 5.1 – Разновидности контроля и проверок в ГПС

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).

**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.

### **5.1.3. Ключевые показатели риска и пожарной безопасности**

#### **5.1.3.1. Риск и его показатели**

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]. 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 практике управления организациями понятия риска и неопределенности часто соседствуют при анализе процессов, в них протекающих [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.

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 ( $r_A$ ) наступление 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) составляющих ее подсистем.

**Оценивание рисков тестированием.** Один из вариантов получения оценок рисков — это тестирование (в бумажном или электронном виде [125]) подразделения и сотрудников, как источников событий, повышающих риски организации. Тестирование, по существу, является экспертной процедурой или методом экспертного оценивания [38, 167] некоторых показателей со всеми особенностями, присущими этим методам.

**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 СВК, используемых в мировой практике);

2. показатели, отражающие состояние функциональной полноты и результативности самой СВК подразделения.

**Ключевые показатели контроля и варианты их построения.** Важным инструментом любых систем управления являются показатели, позволяющие контролировать состояние управляемых систем и процессов. В практике управления организационно-экономическими процессами часто используется концепция *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 целевых результатов. Для представления особенностей контрольной среды 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 [125].

При решении задач контроля важными представляются обе группы показателей – КПЭ и КПР. Всю совокупность показателей этих двух групп называют *Ключевыми показателями контроля (КПК)* [125]. Оценивание этих показателей проводится на основе тестирования, выполняемого сотрудниками по тестам, заполняемым в электронном интерактивном режиме (в редких случаях – на бумажных носителях). Вариант теста далее рассмотрен в модельном примере.

В СВК мониторинг состояния внутреннего контроля в ПВП, проводится по двум направлениям:

- оценка безрисковости деятельности ПВП;

- оценка эффективности организации внутреннего контроля в ПВП.

### 5.1.3.2. Алгоритм тестирования показателей риска в подразделениях

Рассмотрим вычислительные процедуры оценивания рисков по тестам.

Общая схема работы с тестами приведена на рисунке 5.2.



Рисунок 5.2 – Алгоритм работы с тестами.

Для иллюстрации вычислительных процедур оценивания рисков подведомственных подразделений рассмотрены лишь четыре теста с ограниченным количеством вопросов (показателей) в каждом из них – соответственно 4, 3, 5, 8. В качестве контекста анализа рисков имеется 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 ([380] тесты R17-R20). Контролируемые ими вопросы определяются Уставом караульной службы [302, 310].

Рассмотрено применение технологии тестирования на примере иерархической структуры пожарно-спасательных частей гарнизона (рисунок 5.3).

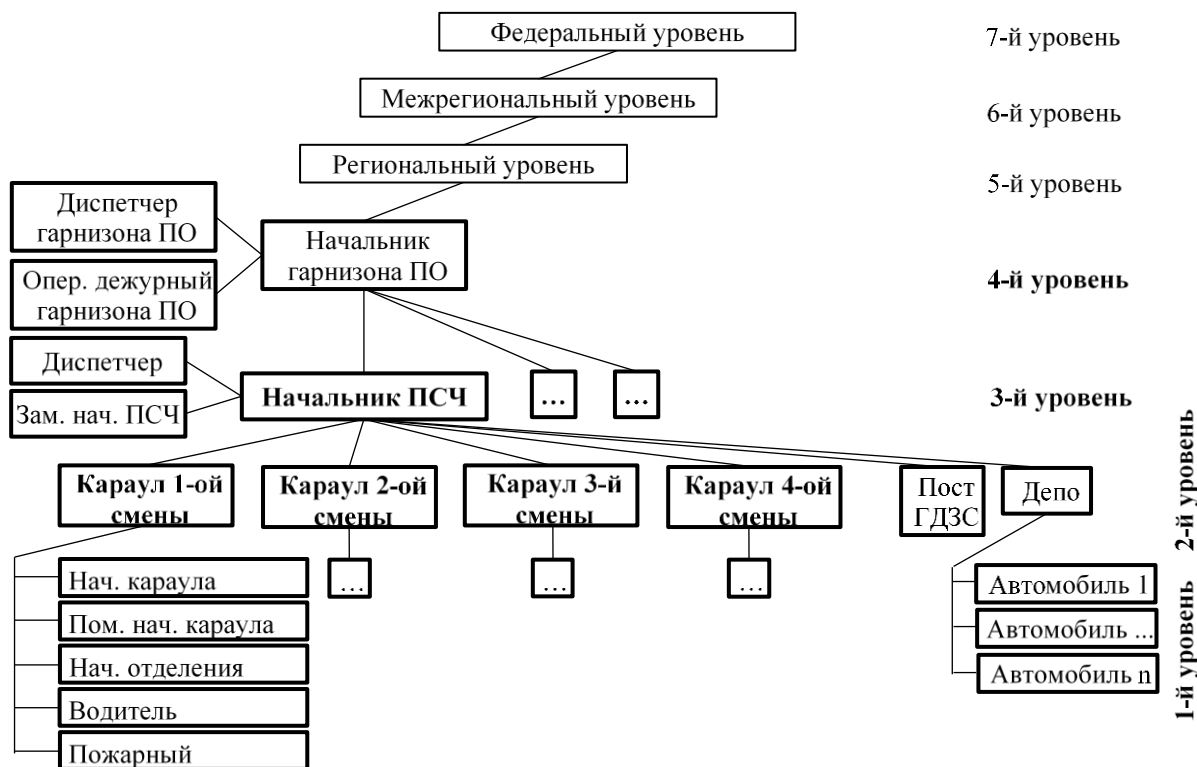


Рисунок 5.3 – Структура субъектов пожарно-спасательной части и ВСП

В качестве экспертов участвуют четыре начальника караула 1-й, 2-й, 3-й и 4-й смен. Результаты тестирования обрабатываются на уровне ПСЧ и передаются на уровень вышестоящего подразделения (гарнизон).

Сокращенные версии тестов приведены в таблице 5.1 (реальные тесты, отражающие качество работы СВК подразделений, представлены в [380]). В данном модельном примере приняты следующие значения весовых коэффициентов экспертов:  $\gamma_1 = 0,5$ ;  $\gamma_2 = 0,3$ ;  $\gamma_3 = 0,2$ .

Каждый из тестов вносит свой вклад ( $\alpha_g$ ) в общую оценку риска. Значения этих весовых коэффициентов также могут быть получены с помощью строгих экспертных процедур [380]. Однако, в данном примере они приняты

соответственно:  $\alpha_1 = 0,6$ ;  $\alpha_2 = 0,2$ ;  $\alpha_3 = 0,15$ ;  $\alpha_4 = 0,05$ . Принято, 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.

Таблица 5.1 – Тесты с результатами тестирования

Тест 1			Тест 2			Тест 3			Тест 4		
№ п/п (i)	От-вет ( $r_{gi}$ )	Веса отве-тов ( $\beta_{gi}$ )	№ п/п (i)	От-вет ( $r_{gi}$ )	Веса отве-тов ( $\beta_{gi}$ )	№ п/п (i)	От-вет ( $r_{gi}$ )	Веса отве-тов ( $\beta_{gi}$ )	№ п/п (i)	От-вет ( $r_{gi}$ )	Веса отве-тов ( $\beta_{gi}$ )
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

Рисковые события, которые могут наступить в каждый из моментов тестирования ПВП на интервале наблюдения в 91 шаг, имитирован дискретным распределением с параметрами, представленными в таблице 5.2.

Таблица 5.2 – Имитируемое дискретное распределение рисков событий

N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>Значение</b>	0,05	0,15	0,25	0,35	0,45	0,55	0,65	0,75	0,85	0,95
<b>Вероятность</b>	0,07	0,12	0,22	0,25	0,17	0,07	0,05	0,03	0,01	0,01

Для принятия управленческих решений важным представлением результата анализа рисков является ранжировка ПВП (ПСЧ) по абсолютному значению величины риска ( $L$ ) или по принадлежности конкретного ПВП к определенному диапазону риска. Ранжировка ПВП для непрерывной шкалы риска (на 91-ом шаге наблюдений) приведена на рисунке 5.4 (темной tonировкой выделены ПВП, превышающие заданный порог риска, в модельном примере принятый  $L = 0,3$ ).

Результаты ранжирования, в рамках приведенных диапазонов градации

рисков, используются ВСП для мониторинга множества ПВП по показателям риска. 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;

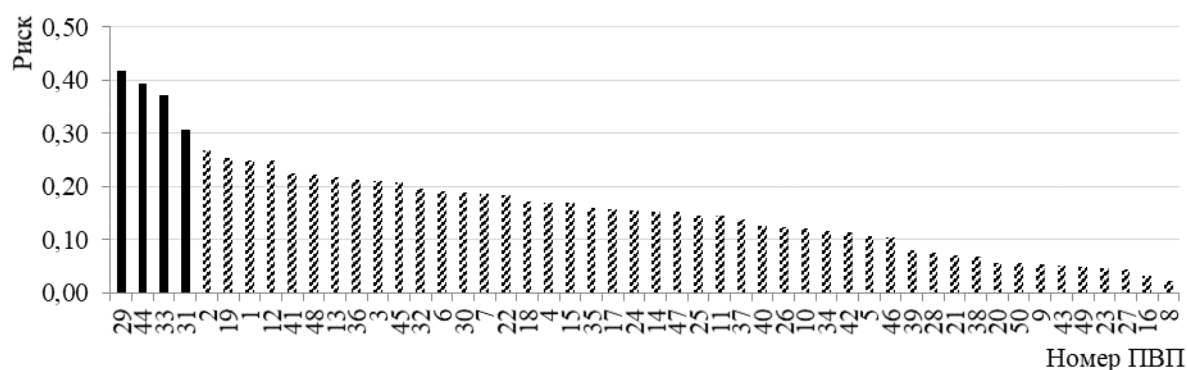


Рисунок 5.4 – Ранжировка ПВП по интегральному значению показателя риска

- назначать инспекции контролирующей организацией в тех ПВП, где интегральные оценки риска на протяжении последнего времени были высокими.

### 5.1.3.3. Свертка показателей риска и состояния систем внутреннего контроля

Интегральный показатель (КПК), строится как свертка двух частных показателей (КПР и КПЭ). КПК, если он приведен к нормированной шкале (к интервалу  $[0; 1]$ ), можно интерпретировать как интегральный риск снижения готовности подразделений к выполнению задач ликвидации пожаров.

Фрагмент значений этой пары показателей для некоторой ПВП приведен на рисунке 5.5. Анализ различных методов свертки показал [125, 380], что для рассматриваемой задачи наиболее подходящим является *метод «идеальной точки»*. Он заключается в том, что совокупность значений показателей любой ПВП представляется точкой в пространстве показателей (рисунок 5.5), где координаты точки — это значения частных показателей. При этом предполагается, что существует представление о том, какие значения каждого из показателей

являются идеальными (желательными, целевыми).

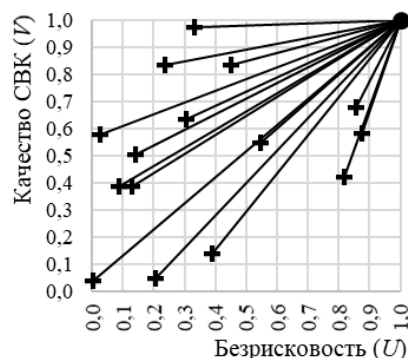


Рисунок 5.5. Представление показателей безрисковости и качества СВК относительно идеальной точки

Мерой (интегральным показателем) близости ПВП к идеальному состоянию служит расстояние в декартовом пространстве от точки, соответствующей ПВП, до точки, соответствующей идеальному состоянию (рисунок 5.5):

$$W_k = \sqrt{(U_k - U^*)^2 + (V_k - V^*)^2}, \quad (5.1)$$

где  $(U^*, V^*)$  – координаты идеальной точки. Для удобства дальнейшего применения показателя (5.1) желательно его нормировать, приведя к интервалу  $[0; 1]$  путем деления на  $\sqrt{2}$ .

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 полному отсутствию рисков и максимально эффективной работе СВК ПВП.

Ранжировка ПВП (по данным модельного примера) на основе метода идеальной точки приведена на рисунке 5.6, где для удобства отображения приведена мера  $(1-W)$ .

#### 5.1.3.4. Оценивание показателей систем внутреннего контроля

В этом подразделе приведен один из вариантов реализации совокупности тестов для иллюстрации предлагаемого подхода к построению СВК в структуре

ГПС. Тесты *первой группы* предназначены для оценки уровней риска деятельности подразделений. При оценке риска показатели группируются по признакам. В [380] для контроля в МЧС, построены 20 тестов ( $R_1, R_2, \dots, R_{20}$ ) для мониторинга трех групп рисков. Тесты построены таким образом, что показатели, входящие в них, могут принимать только значения Да/Нет.

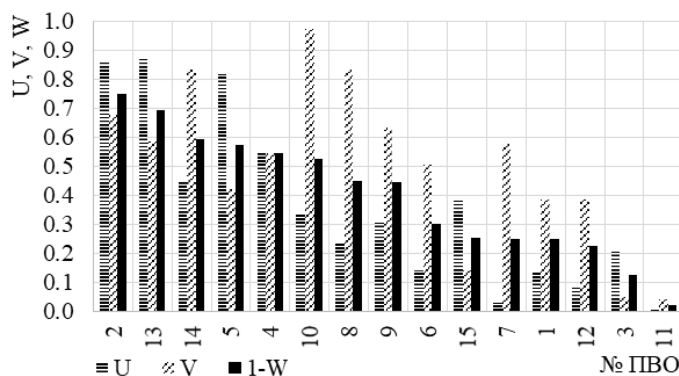


Рисунок 5.6 – Ранжировка ПВП методом идеальной точки

*Эффективность деятельности* подразделения СВК в ПВП характеризуется совокупностью показателей, объединенных в *группы второй совокупности тестов* – по их смысловому содержанию, они представлены четырьмя тестами  $S_1, S_2, S_3, S_4$  [380].

**Вычисление показателя риска СВК ПВП.** Тесты группы  $R.1 - R.20$  отражают степень значимости различных факторов риска снижения готовности в процессе деятельности подразделения (далее –  $R$ -тесты).

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



рисунке 5.7. 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 (рисунок 5.7) с разной степенью интеграции данных, что позволяет при анализе с большей точностью локализовать факторы риска.

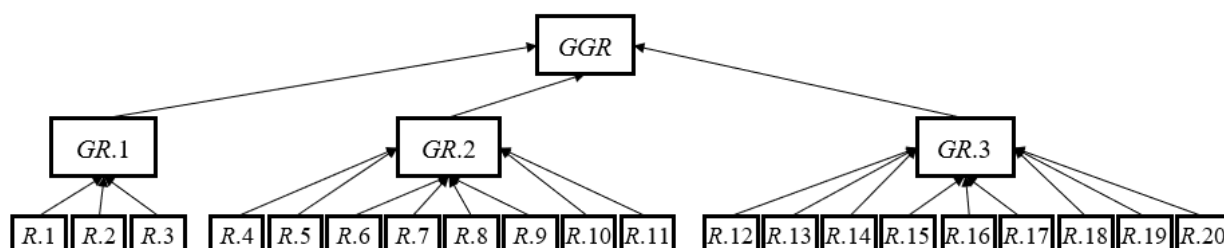


Рисунок 5.7 – Конфигурация тестов для вычисления ЕПР ПВП

Таблица 5.3 – 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 ( $\beta_{gi}$ )
1	Правильно ли организована караульная служба в подразделении ?	$r_{g1}$	$\beta_{g1}$
2	Готовы ли караулы к совместным действиям по тушению пожаров (слаженность, четкость взаимодействия между отделениями, номерами боевого расчета) ?	$r_{g2}$	$\beta_{g2}$
3	Надлежаще ли состояние газодымозащитной службы ?	$r_{g3}$	$\beta_{g3}$
4	Выполняются ли требования охраны труда и техники безопасности ?	$r_{g4}$	$\beta_{g4}$
5	Исправны ли и готовы ли к использованию средства связи, сигнализации, изолирующие противогазы, пожарная техника и пожарно-техническое оборудование ?	$r_{g5}$	$\beta_{g5}$
6	Функционирует ли противопожарное водоснабжение ?	$r_{g6}$	$\beta_{g6}$
7	Знает ли личный состав караула свои должностные обязанности и умеет ли их выполнять, имеет ли строевую выправку, подтянутость и дисциплинированность ?	$r_{g7}$	$\beta_{g7}$
<b>Итоговый показатель по тесту:</b>		$L_g$	

В результате обработки данных  $R$ -тестов очередного шага мониторинга по совокупности иерархически связанных показателей для каждого  $k$ -го ПВП определяется значение показателя  $L_k \in [0; 1]$ :

$$L_k = \sum_{m=1}^M \tau_m \sum_{g=1}^G \alpha_g \sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} r_{gi}. \quad (5.2)$$

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);  $\beta_{gi}$  – весовой коэффициент  $i$ -ого показателя в  $g$ -ом тесте;  $G$  – число тестов в группе  $GR.m$ ;  $\alpha_g$  – весовой коэффициент  $g$ -ого теста в группе  $GR.m$ ;  $\tau_m$  – весовой коэффициент  $m$ -ой группы тестов  $GR.m$ ; для всех весовых коэффициентов должно выполняться условие нормировки:  $\sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} = 1$ ;  $\sum_{g=1}^G \alpha_g = 1$ ;  $\sum_{m=1}^M \tau_m = 1$ . Полученное значение интегрального показателя может интерпретироваться согласно принятым в мировой практике внутреннего контроля [125] 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 ( $\alpha, \beta, \tau$ ), 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), в которых учитываются четыре группы показателей состояния СВК:

1. Степень зрелости СВК.
2. Функциональный 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 объединены в группу *GS*. Иерархия тестов и их группировки представлены на рисунке 5.8.

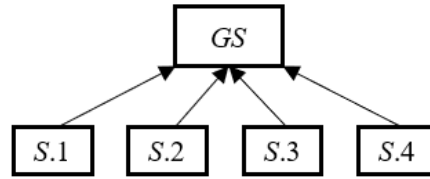


Рисунок 5.8 – Конфигурация тестов для вычисления ЕПС ПВП

На очередном шаге мониторинга от каждой ПВП по каждому тесту *S. g* поступает информация в виде, аналогичном представленному в таблице 5.4. При этом весовые коэффициенты (последняя колонка – «Веса ответов») по каждому тесту назначаются вышестоящей организацией.

Таблица 5.4 – Тест S.4. Показатели, характеризующие подготовленность персонала СВК

№ п/п ( $i = 1, \dots, I_g$ )	Тестовые вопросы	Значение ( $s_{gi}$ )	Вес ( $\beta_{gi}$ )
1	Количество сотрудников СВК согласно штатному расписанию (чел.)	$s_{g1}$	$\beta_{g1}$
2	Процент сотрудников СВК от штатной численности персонала организации (%)	$s_{g2}$	$\beta_{g2}$
3	Процент вакансий в структуре СВК (%)	$s_{g3}$	$\beta_{g3}$
4	Коэффициент текучести кадров СВК (процент общего числа уволенных от средней численности персонала СВК за отчетный период) (%)	$s_{g4}$	$\beta_{g4}$
5	Процент сертифицированных специалистов в структуре СВК от общей численности сотрудников СВК (%)	$s_{g5}$	$\beta_{g5}$
6	Процент сотрудников в структуре СВК, имеющих профессиональный опыт работы в области внутреннего контроля свыше трех лет (%)	$s_{g6}$	$\beta_{g6}$
<b>Итоговый показатель по тесту:</b>		$V_g$	

При обработке тестов *S.1-S.4* используются расчетные формулы, реализованные в составе АИУС ВСП для вычисления интегральных выходных показателей, вычисляемых в соответствии с иерархией тестов (рисунок 5.8) с разной степенью интеграции данных, что позволяет при анализе с большей

точностью локализовать факторы риска.

В результате обработки  $S$ -тестов очередного шага мониторинга по совокупности иерархически связанных показателей для каждой ПВП вычисляется значение показателя  $V_p \in [0; 1]$ :

$$V_p = \sum_{g=1}^G \alpha_g \sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} s_{gi}. \quad (5.3)$$

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;  $\beta_{gi}$  – весовой коэффициент  $i$ -ого показателя в  $g$ -ом тесте;  $G$  – число тестов в группе  $GS$ ;  $\alpha_g$  – весовой коэффициент  $g$ -ого теста в группе  $GS$ ; для всех весовых коэффициентов должно выполняться условие нормировки:  $\sum_{i=1}^{I_g} \beta_{gi} = 1$ ;  $\sum_{g=1}^G \alpha_g = 1$ .

## **5.2. Моделирование риска решений, принимаемых при управлении ликвидацией пожаров**

В данном подразделе 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. Постановка задачи моделирования риска

Действия РТП, как ЛПР нижнего уровня иерархии управления РСЧС весьма разнообразны и зависят от многих факторов. 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).

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.

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).

### 5.2.1.1. Прямая и обратная задачи

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» представлена матричной игрой с природой [207]. Игра задана, если известны все элементы ее платежной матрицы:

$$C = \|c_{ij}\|_{mn} \quad (5.4)$$

и 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 отражает 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]:

$$h(\bar{p}) = 1 + \sum_{i=1}^n p_i \log_n p_i, \quad (5.5)$$

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 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 (5.4) 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 в данном исследовании 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  $L(d_i)$ :

$$d_{opt} = \arg \max_{d_i \in D} L(d_i). \quad (5.6).$$

Правило выбора оптимального решения (5.6) 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):

$$L(d_i) = \min_{s_j \in S} c_{ij}. \quad (5.7).$$

Для Оптимистического (максимаксного):



$$L(d_i) = \max_{s_j \in S} c_{ij}. \quad (5.8).$$

Один из комбинированных – критерий Гурвица имеет целевую функцию, состоящую из взвешенной (с параметром  $\lambda$ ) суммы целевых функций (3) и (4):

$$L(d_i) = \lambda \min_{s_j \in S} c_{ij} + (1 - \lambda) \max_{s_j \in S} c_{ij}. \quad (5.9).$$

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 ( $\lambda$ ), другие критерии [75] здесь не рассматриваются.

Чтобы решить *прямую задачу* (5.4), (5.6), (5.9), необходимо знать все  $c_{ij}$  и параметр  $\lambda$ , что позволит найти оптимальное решение, которое будет «оптимальным» с точностью до адекватности используемых значений  $c_{ij}$  и  $\lambda$  реальным предпочтениям ЛПР, в интересах и под ответственность которого принимается решение.

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.

### 5.2.1.2. Модель многошагового выбора

Традиционная прямая задача выбора (5.4), (5.6), (5.9) 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 не глубокая, т.к. ситуация на пожаре очень динамична, и ее желательно учесть в модели выбора. Один из способов – 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 (5.4), (5.6), (5.9).

Процедура нормализации зависит от таких свойств дерева решений как число уровней, число исходов по уровням, степень регулярности дерева. Ниже приведено описание процедуры нормализации для примера дерева (рисунок 4.9), далее используемого в имитационном эксперименте.

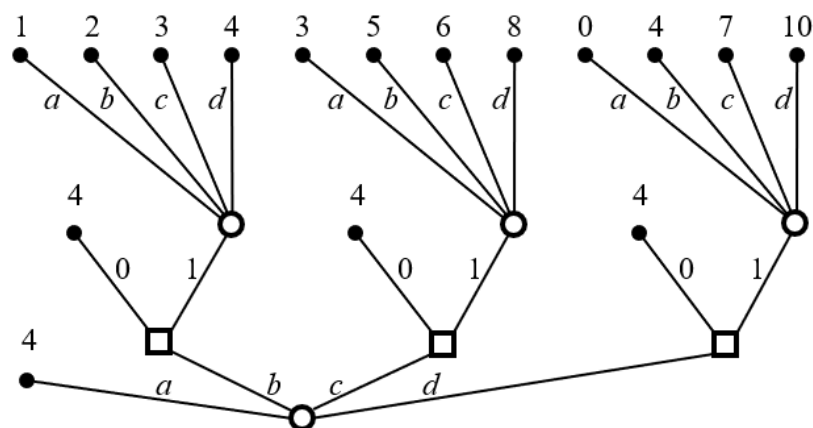


Рисунок 5.9 – Дерево решений при управлении ликвидацией пожара

Здесь первый шаг (выполняет природа) 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) 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) 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).

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 рисунке 5.9, 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  $a$ ):

$$f = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}. \quad (5.10).$$

Размерность вектора стратегий ( $r$ ) равно числу исходов на первом уровне дерева, которые приводят к необходимости ЛПР делать свой выбор на втором уровне дерева (для рисунка 5.9 размерность вектора стратегии  $r = 3$ ). Элементы вектора стратегий могут принимать значения из множества исходов второго уровня (для рисунка 5.9 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 рисунке 5.9, 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 (5.4), (5.6), (5.9), в которой, однако, учитывается многошаговый характер реальных процессов управления.

### 5.2.2. Решение задачи

Рассмотрим задачу оценивания параметра  $\lambda$  по выборке наблюдений за решениями, принятыми ЛПР. По выражению (5.9) можно построить зависимости  $L_{opt}(\lambda)$  и  $f_{opt}(\lambda)$ . Для рассматриваемого примера (рисунок 5.9) эти зависимости приведены на рисунке 5.10.

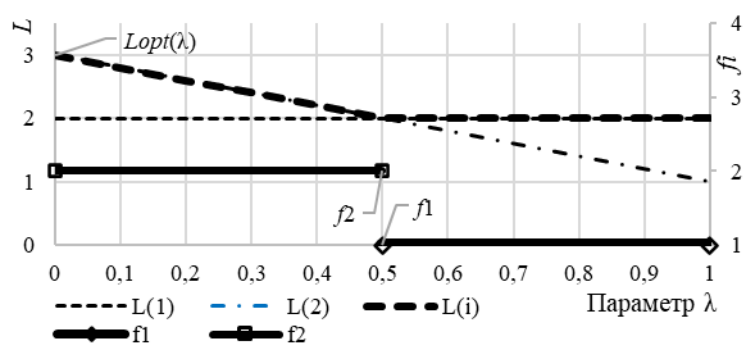


Рисунок 5.10 – Параметрические зависимости оптимальных значений целевой функции  $L_{opt}(\lambda)$  и решения ЛПР  $f_{opt}(\lambda)$

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 тому, что заложено в критерий 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  $\lambda$ .

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.

### 5.2.2.1. 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  $\lambda$ :  $L_{opt}(\lambda)$  и  $f_{opt}(\lambda)$ , воспользовавшись выражениями для критерия Гурвица (5.7) и (5.8). 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  $\lambda$ , которая и будет соответствовать уровню риска ЛПР.

### 5.2.2.2. 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 (рисунок 5.9).

*Этап 1.* Дерево приведено в сокращенном варианте – фрагменты, соответствующие необходимости доразведки опущены. Уровни состояний соответствуют четырем значениям негэнтропии  $h \in \{0; 0,25; 0,5; 0,75\}$ , полагая, что полной определенности получить невозможно. Этим значениям соответствуют состояния  $s_i \in \{a; b; c; d\}$ . 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 ( $b; c; d$ ):

$$\begin{aligned} f_1 &= \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; f_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}; f_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}; f_4 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}; \\ f_5 &= \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; f_6 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}; f_7 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}; f_8 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (5.11)$$

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  $8 \times 12$  (таблица 5.5).

*Этап 2.* Для построения зависимости  $f_{opt}(\lambda)$  проварьированы значения  $\lambda$  с шагом 0,1 на интервале  $[0; 1]$  и для каждого значения вычислены оптимальные значения целевой функции  $L(f_i)$ . Шаг варьирования  $\lambda$  может быть сколь угодно

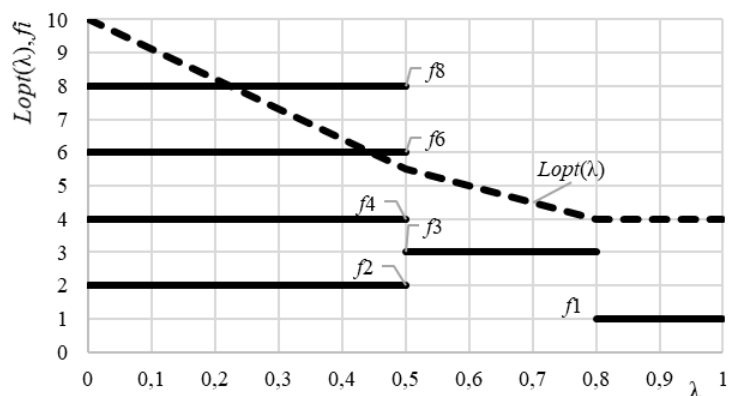
малым для обеспечения необходимой точности. Результаты расчетов приведены в таблице 5.6. Построенные по результатам варьирования параметра  $\lambda$  функции  $L_{opt}(\lambda)$  и  $f_{opt}(\lambda)$  представлены на рисунке 5.11.

Таблица 5.5 – Платежная матрица дерева решений

		$s_j$											
		<i>ba</i>	<i>bb</i>	<i>bc</i>	<i>bd</i>	<i>ca</i>	<i>cb</i>	<i>cc</i>	<i>cd</i>	<i>da</i>	<i>db</i>	<i>dc</i>	<i>dd</i>
$f_i$	<b>000</b>	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4
	<b>001</b>	3	3	3	3	3	3	3	3	0	4	7	10
	<b>010</b>	4	4	4	4	3	5	6	8	4	4	4	4
	<b>011</b>	4	4	4	4	3	5	6	8	0	4	7	10
	<b>100</b>	1	2	3	4	4	4	4	4	4	4	4	4
	<b>101</b>	1	2	3	4	4	4	4	4	0	4	7	10
	<b>110</b>	1	2	3	4	3	5	6	8	4	4	4	4
	<b>111</b>	1	2	3	4	3	5	6	8	0	4	7	10

Таблица 5.6 – Оптимальные значения целевой функции критерия Гурвица

		$\lambda$										
		<b>0,0</b>	<b>0,1</b>	<b>0,2</b>	<b>0,3</b>	<b>0,4</b>	<b>0,5</b>	<b>0,6</b>	<b>0,7</b>	<b>0,8</b>	<b>0,9</b>	<b>1,0</b>
$f_i$	<b>000</b>	4,0	4,0	4,0	4,0	4,0	4,0	4,0	4,0	<b>4,0</b>	<b>4,0</b>	<b>4,0</b>
	<b>001</b>	<b>10,0</b>	<b>9,1</b>	<b>8,2</b>	<b>7,3</b>	<b>6,4</b>	<b>5,5</b>	4,6	3,7	2,8	1,9	1,0
	<b>010</b>	8,0	7,5	7,0	6,5	6,0	<b>5,5</b>	<b>5,0</b>	<b>4,5</b>	<b>4,0</b>	3,5	3,0
	<b>011</b>	<b>10,0</b>	<b>9,1</b>	<b>8,2</b>	<b>7,3</b>	<b>6,4</b>	<b>5,5</b>	4,6	3,7	2,8	1,9	1,0
	<b>100</b>	4,0	3,7	3,4	3,1	2,8	2,5	2,2	1,9	1,6	1,3	1,0
	<b>101</b>	<b>10,0</b>	<b>9,1</b>	<b>8,2</b>	<b>7,3</b>	<b>6,4</b>	<b>5,5</b>	4,6	3,7	2,8	1,9	1,0
	<b>110</b>	8,0	7,3	6,6	5,9	5,2	4,5	3,8	3,1	2,4	1,7	1,0
	<b>111</b>	<b>10,0</b>	<b>9,1</b>	<b>8,2</b>	<b>7,3</b>	<b>6,4</b>	<b>5,5</b>	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
$f_{opt}(\lambda)$		$f_2$	$f_2$	$f_2$	$f_2$	$f_2$	$f_3$	$f_3$	$f_3$	$f_1$	$f_1$	$f_1$

Рисунок 5.11 – Прямые функции  $L_{opt}(\lambda)$  и  $f_{opt}(\lambda)$

Как видно из таблице 5.6, 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  $\lambda(f_{opt})$ .

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  $f_3$  (формула (5.12)).

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 таблице 5.7.

Таблица 5.7 – 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 (рисунок 5.12). Таким образом, оба типа оценок совпали с той стратегией, которая имитировала поведение ЛПР в случайно возникающих (имитируемых) ситуациях.

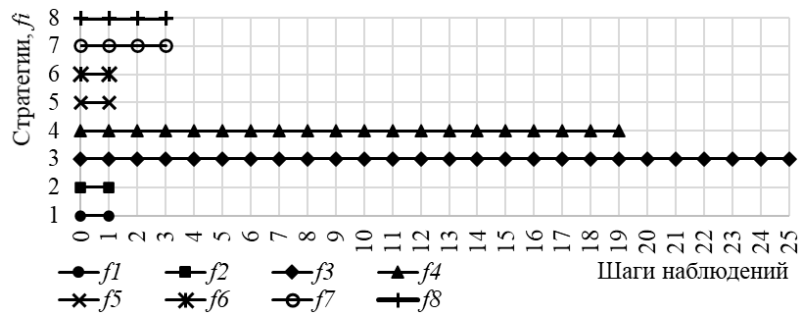


Рисунок 5.12 – Пошаговая интервальная оценка стратегии ЛПР

На рисунке 5.13 приведены обратные функции  $\lambda(L_{opt})$  и  $\lambda(f_{opt})$ , вычисленные на 2-ом шаге алгоритма.

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  $\lambda$  в принимаемых ЛПР решениях, является интервал  $[0,5; 0,8]$ .

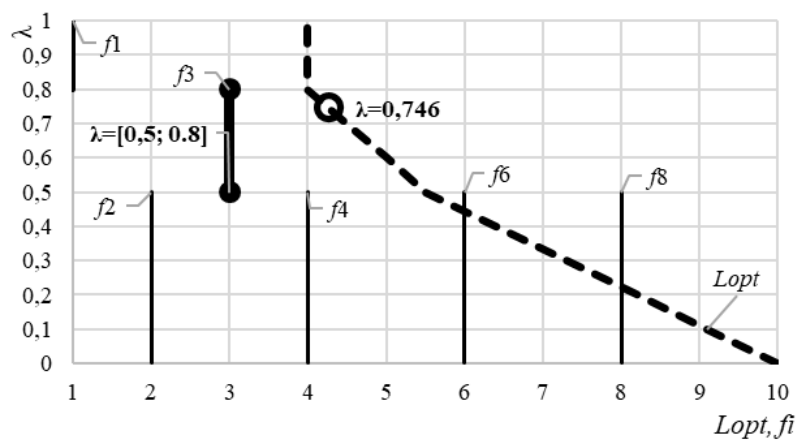


Рисунок 5.13 – Обратные функции  $\lambda(L_{opt})$  и  $\lambda(f_{opt})$

Среднее значение платежа за период наблюдений составило  $\hat{L}_{opt} = 4,27$ . Значение функции  $\lambda(L_{opt})$  не противоречит полученной оценке  $\lambda$  т.к. величина  $\lambda(\hat{L}_{opt}) = 0,746$ , т.е. находится в интервале показателя риска ЛПР  $[0,5; 0,8]$ .

### **5.3. Моделирование готовности к реагированию на чрезвычайные ситуации в многоуровневой системе управления**

Многоуровневые иерархические системы управления относятся к категории сложных систем [238, 412-417], что, как правило, делает их весьма инерционными еще и 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).

В данном подразделе объектом исследования является Российская система управления в чрезвычайных ситуациях (РСЧС), основные функции которой определены в Постановлении Правительства РФ № 794 [302, 310]. Предметом исследования являются алгоритмы оценки эффективности функционирования системы в целом (на уровне вышестоящего подразделения – ВСП) по оценкам эффективности функционирования подведомственных подразделений – ПВП.

Поскольку разнообразие потенциально опасных ситуаций весьма велико, рассматриваются ситуации, которые могут быть объединены в соответствующие сценарии. В том или ином сценарии (например, крупные пожары в населенных пунктах, природные пожары, цунами, наводки и наводнения и т.п.) могут участвовать соответствующие потребностям сценария ведомства с их ресурсами.

Наибольший интерес представляет рассмотрение комплексных сценариев, когда одновременно 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.

В рамках данного исследования рассматривается задача оценивания эффективности функционирования системы на уровне ВСП по оценкам эффективности, полученным от ПВП. Все расчеты выполняются в предположении использования инструментария экспертного оценивания [38, 167], статистического имитационного моделирования и искусственных нейронных сетей [260].

### 5.3.1. Состав и основные функции системы

Система реагирования на чрезвычайные ситуации в РФ, согласно директивным документам [302, 310], включает 21 федеральный орган исполнительной власти (ФОИВ, резиденты) с соответствующими функциональными подсистемами (таблица 5.8).

Таблица 5.8 – ФИИВ и функциональные подсистемы РСЧС (фрагмент)

№	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
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
19	Роспотребнадзор	19.1. Надзора за санитарно-эпидемиологической обстановкой
22	ФСБ РФ	22.1. Пограничная служба

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. Фрагмент структуры взаимосвязи (подчиненности) подсистем резидентов приведена на рисунке 5.14.

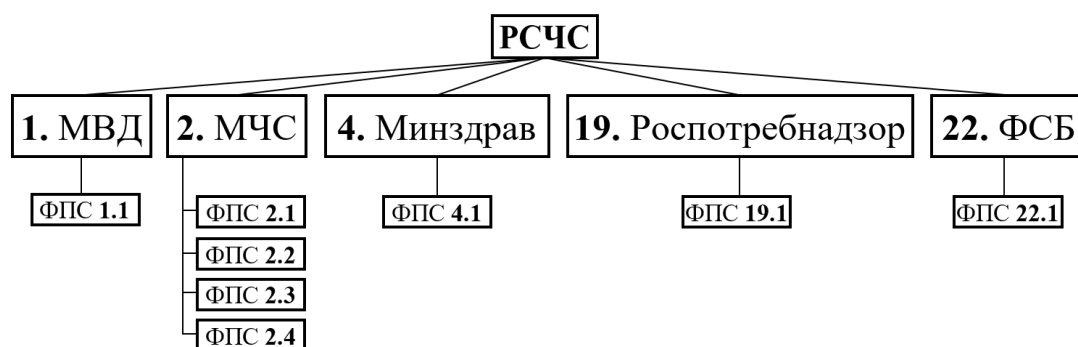


Рисунок 5.14 – Структура РСЧС для комплексного сценария (фрагмент)

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. 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 весной и 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 превышает имеющиеся текущие возможности обеспечения и пополнения, может возникать дефицит, приводящий к снижению эффективности функционирования РСЧС.

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 таблице 5.9 приведен гипотетический пример трех частных сценариев и их потребностей в привлечении ресурсов ведомств, участвующих в них (их функциональных подсистем, приведенных в таблице 5.8).

Таблица 5.9 – 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» таблицы 5.9 цифры отражают общую

потребность в условных единицах.

### 5.3.2. Постановка задачи моделирования

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 (рисунок 5.14) есть возможность оценивания интегральных показателей соответствующих звеньев с помощью методов экспертных оценок (реализованных в виде интерактивных тестов, фрагмент примера одного из которых приведен в таблице 5.10).

Таблица 5.10 – Показатели, характеризующие состояние сил и средств МЧС РФ  
(тест №  $g$ )

№ п/п ( $i = 1, \dots, I_g$ )	Тестовые вопросы	Значение ( $s_{gi}$ )	Вес ( $\mu_{gi}$ )
1	Доля пожарно-спасательного оборудования, находящегося в состоянии полной готовности (от 0 до 1)	$s_{g1}$	$\mu_{g1}$
2	Текущий уровень профессиональной подготовленности личного состава (от 0 до 1)	$s_{g2}$	$\mu_{g2}$
...	...	...	...
$I_g$	Текущее состояние транспортной инфраструктуры закрепленного за подразделением региона (от 0 до 1)	$s_{gI_g}$	$\mu_{gI_g}$
<b>Итоговый показатель по тесту:</b>		$x_g$	

Интегральный показатель, вычисляемый по тесту для отдельного подведомственного звена системы, имеет вид [125]:

$$x_g = \sum_{i=1}^{I_g} \mu_{gi} s_{gi} . \quad (5.12)$$

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;  $\mu_{gi}$  – 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 (экспертом), уполномоченным давать текущие оценки  $s_{gi}$  и/или соответствующие им веса  $\mu_{gi}$ . Свертку оценок ПВП на уровне ВСП будем искать в аддитивной форме:

$$y = \sum_{g=1}^G \gamma_g x_g, \quad (5.13)$$

где для весов  $\gamma_g$  также должно выполняться условие нормировки:  $\sum_{g=1}^G \gamma_g = 1$ , здесь индекс  $g$  имеет смысл номера ПВП.

Вычисление интегрального показателя по формуле (5.13) 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  $\gamma_g$ . 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  $\gamma_g$  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  $\gamma_g$ .

Полученные таким образом оценки коэффициентов  $\gamma_g$  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  $\gamma_g$  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.

### **5.3.3. Решение задачи оценивания параметров модели**

Поскольку поставленная задача относится к классу ретроспективной идентификации параметров модели заданной структуры (линейная модель (5.13)), 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.

#### **5.3.3.1. Модельный пример**

Проиллюстрируем решение задачи на модельном примере. Моделирование выполнено для сокращенной структуры, представленной на рисунке 5.14, в которой участвуют лишь функциональные подсистемы 1, 2, 4, 19, 22 (рисунок 5.14 и таблица 5.9). 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 (рисунок 5.14), где ВСП – это самый верхний уровень РСЧС, а ПВП – это министерства и ведомства, подчиненные ему непосредственно. Модельные значения весовых коэффициентов  $\gamma_g$  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 таблице 5.11 приведен фрагмент выборки наблюдений.

Таблица 5.11 – 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  $\beta$ -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:

$$f(\alpha, \beta) = \frac{x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)}, \quad (5.14)$$

где  $B(\alpha, \beta)$  –  $\beta$ - функция вида:

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 x^{\alpha-1}(1-x)^{\beta-1} dx, \quad (5.15)$$

математическое ожидание и дисперсия – соответственно:

$$m_x = \frac{\alpha}{\alpha + \beta}; \quad D_x = \frac{\alpha\beta}{(\alpha + \beta)^2(\alpha + \beta + 1)}. \quad (5.16)$$

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 (таблица 5.9). Поэтому, чем больше показатель количества одновременно обслуживаемых сценариев имеет ПВП, тем меньшее среднее значение имеет его  $\beta$ -распределение. Параметры  $(\alpha, \beta)$  для  $\beta$ -распределений, соответствующих этим трем группам, имеют соответственно значения  $(5; 5)$ ,  $(10; 5)$ ,  $(30; 5)$ , а соответствующие им графики плотностей распределения приведены на рисунке 5.15.

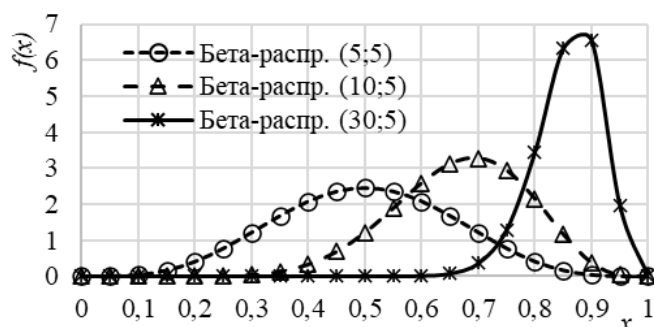


Рисунок 5.15 – Плотности  $\beta$ -распределения оценок показателей трех категорий ПВП

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*)  $\beta$ -распределенных случайных величин для всех ПВП самого нижнего уровня иерархической системы (по выборкам объемом 1000 наблюдений для каждой) приведена на рисунке 5.16.

Фрагмент этих выборок и представлен в колонках  $x_1, \dots, x_5$  таблице 5.11. Значения выходных показателей ( $y$ ) выборки вычислены в соответствии с выражением (5.13) и принятыми модельными значениями весовых коэффициентов  $\gamma_g$ . Гистограмма величин оценок показателей  $y$  (объемом 1000 значений,

соответствующих входным  $x_i$ ) представлена на рисунке 5.17.

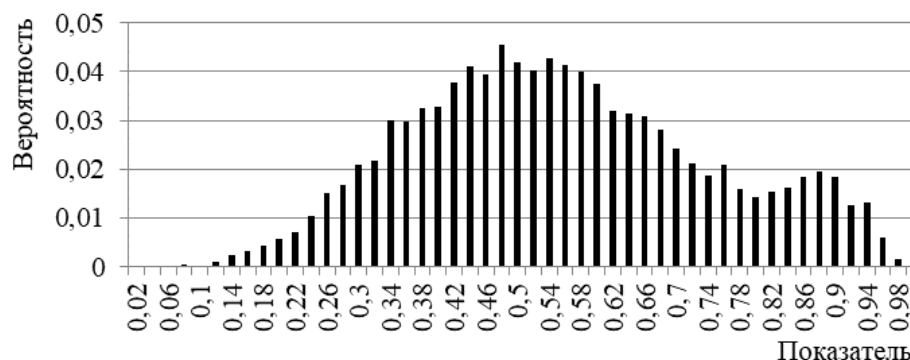


Рисунок 5.16 – Гистограмма оценок показателей пяти моделируемых подсистем

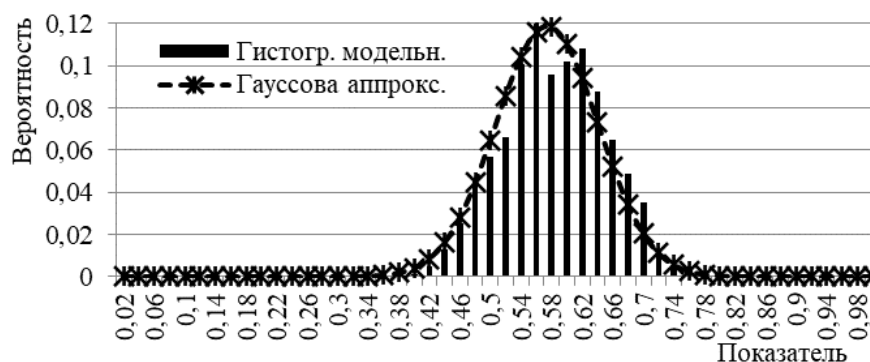


Рисунок 5.17 – Гистограмма значений выходных оценок  $u$  и ее гауссова аппроксимация

Там же, на рисунке 5.17, приведена и аппроксимация выходных величин гауссовым распределением, построенная с помощью метода наименьших квадратов и нормализованная. Как видно по рисунку 5.17, 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  $\beta$ -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.

### 5.3.3.2. Регрессионный анализ

Для построения модели, связывающей наблюдаемые входные значения  $x_i$  и отклик на них ( $y$ ) – был выполнен регрессионный анализ (в среде *MS Excel*) по выборке переменного объемом (от 1 до 50). Результаты анализа в графическом виде приведены на рисунке 5.18, где, в зависимости от объема выборки (шаги наблюдений) показана сходимость значений искомых оценок («Вес ПС  $i$ » – веса пяти подсистем, участвующих в комплексном сценарии) к их модельным значениям («Мод. вес  $i$ »). Кроме того, на рисунке 5.18 приведены графики погрешности прогнозирования на основе регрессионной модели с текущими значениями оценок весов (коэффициентов модели) и значения коэффициента детерминации ( $R^2$ ) модели (« $R^2$ »).

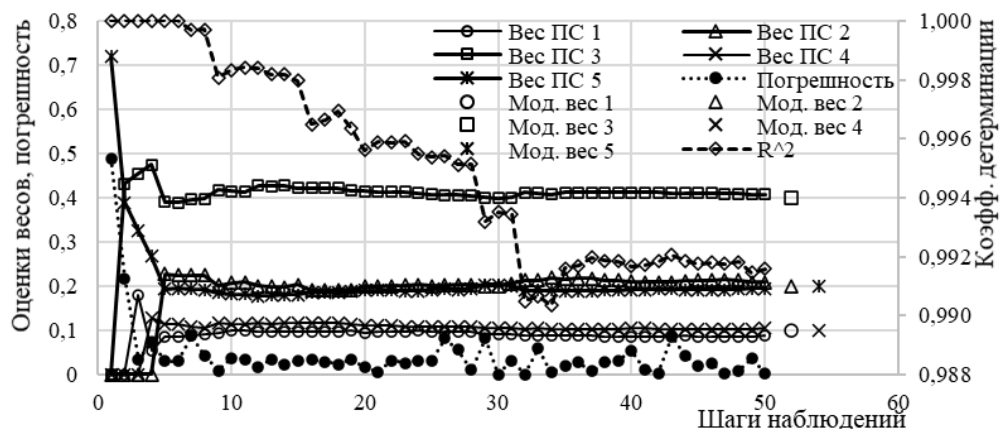


Рисунок 5.18 – Результаты регрессионного анализа с переменным объемом выборки

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  $\gamma_g$ , отражающими вклад подсистем в общий эффект на уровне ВСП (РСЧС) и как результат решения обратной задачи, имеет вид:

$$y = 0,087x_1 + 0,209x_2 + 0,407x_3 + 0,104x_4 + 0,194x_5. \quad (5.17)$$

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 потребуются 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.

### 5.3.3.3. Нейросетевое моделирование

Для сопоставления качества модели (5.17) 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 метом 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 таблице 5.11.

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 таблице 5.12 приведены показатели 12-ти наилучших сетей, построенных *SANN* по заданным параметрам моделирования.

Таблица 5.12 – 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.
<b>8</b>	<b><i>MLP 5-4-1</i></b>	<b>0,9931</b>	<b>0,9983</b>	<b>0,9890</b>	<b>0,000041</b>	<b>0,000008</b>	<b>0,000044</b>	<b>Логистич.</b>	<b>Логистич.</b>
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 рисунке 5.19, а их выражения, соответственно, тождественная, логистическая и гиперболическая (гиперболический тангенс) следующие:

$$E(z) = z; L(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}; H(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}. \quad (5.18)$$

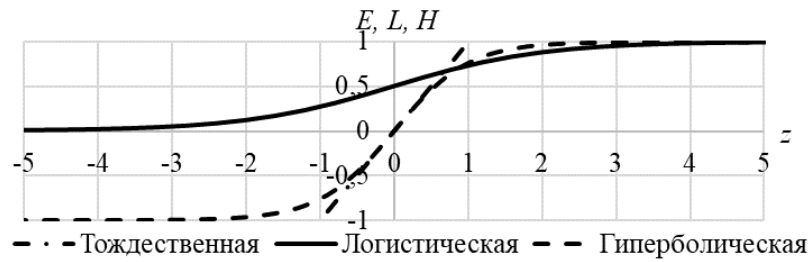


Рисунок 5.19 – Варианты функций активации ИНС

В каждом нейроне реализуется следующая функциональная зависимость, связывающая его  $n$  входов с единственным выходом:

$$v = A \left( \sum_{k=0}^n w_k u_k \right), \quad (5.19)$$

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 (и в нашем модельном примере тоже) используется сумма квадратов разностей прогнозных и наблюдаемых выходных значений сети. Все сети, приведенные в таблице 5.12, были построены с помощью применения поискового квазиньютоновского метода *BFGS* [260].

В теории нейронных сетей [31, 356, 443] нет однозначных рекомендаций, как по показателям, приведенным в таблице 5.12, 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 таблице 5.12, выбрана сеть № 8 архитектуры *MLP* 5-4-1 (выделена жирным шрифтом), конфигурация которой представлена на рисунке 5.20, где 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.

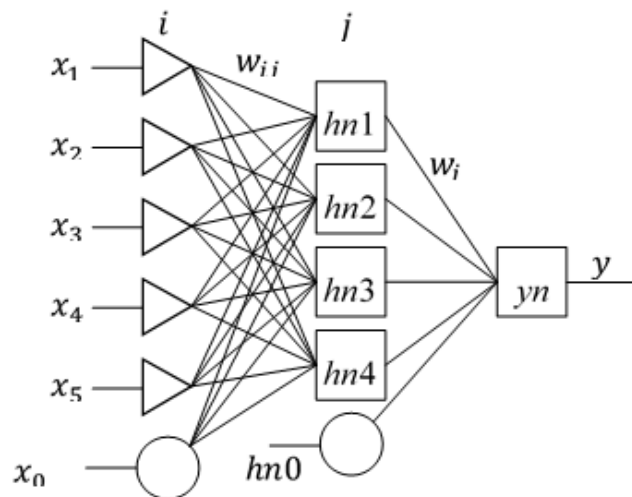


Рисунок 5.20 – Искусственная нейронная сеть *MLP* 5-4-1

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 рисунке 5.20, представляет собой двухслойный перцептрон (*MLP* 5-4-1) на пять входов, один выход и четыре нейрона в скрытом слое. Весовые коэффициенты построенной (рисунок 5.20) сети, как для скрытого слоя ( $w_{ij}$ ), так и для выходного ( $w_j$ ), приведены соответственно в таблице 5.13 и таблице 5.14.

Функция, реализуемая данной нейронной сетью, может быть записана в следующем виде:

$$y = L_{yn} \left( \sum_{j=0}^4 w_j \cdot \left( L_{hn}^j \left( \sum_{i=0}^5 w_{ij} \cdot x_i \right) \right) \right). \quad (5.20)$$

Таблица 5.13 – Весовые коэффициенты нейронов и порога скрытого слоя

		Входы нейронов скрытого слоя			
		<i>hn1</i>	<i>hn2</i>	<i>hn3</i>	<i>hn4</i>
<b>Порог</b>	$x_0$	-1,480	-1,331	0,642	-6,176
<b>Входные переменные</b>	$x_1$	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 5.14 – 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>
<b>Выход</b>	$y$	-5,055	2,925	2,020	-0,254	4,491

Эта функция является нелинейной, в отличие от регрессионной модели (5.17), в силу нелинейности *логистических* функций активации, как на скрытом ( $L_{hn}^j(z)$ ), так и на выходном ( $L_{yn}(z)$ ) слоях.

Модель (5.20), как и модель (5.17) могут быть использованы для решения прямой задачи – оценивания показателя эффективности на уровне РСЧС для соответствующего комплексного сценария функционирования иерархической структуры.

#### 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, однако, 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 (получены в главе 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 (проводятся вышестоящими или вневедомственными организациями) и внутренние проверки (проводятся службами внутреннего контроля). 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. Эти показатели отражают большой массив данных о пожарах за разные годы в разрезе городской или сельской местности. Для иллюстрации подхода 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:

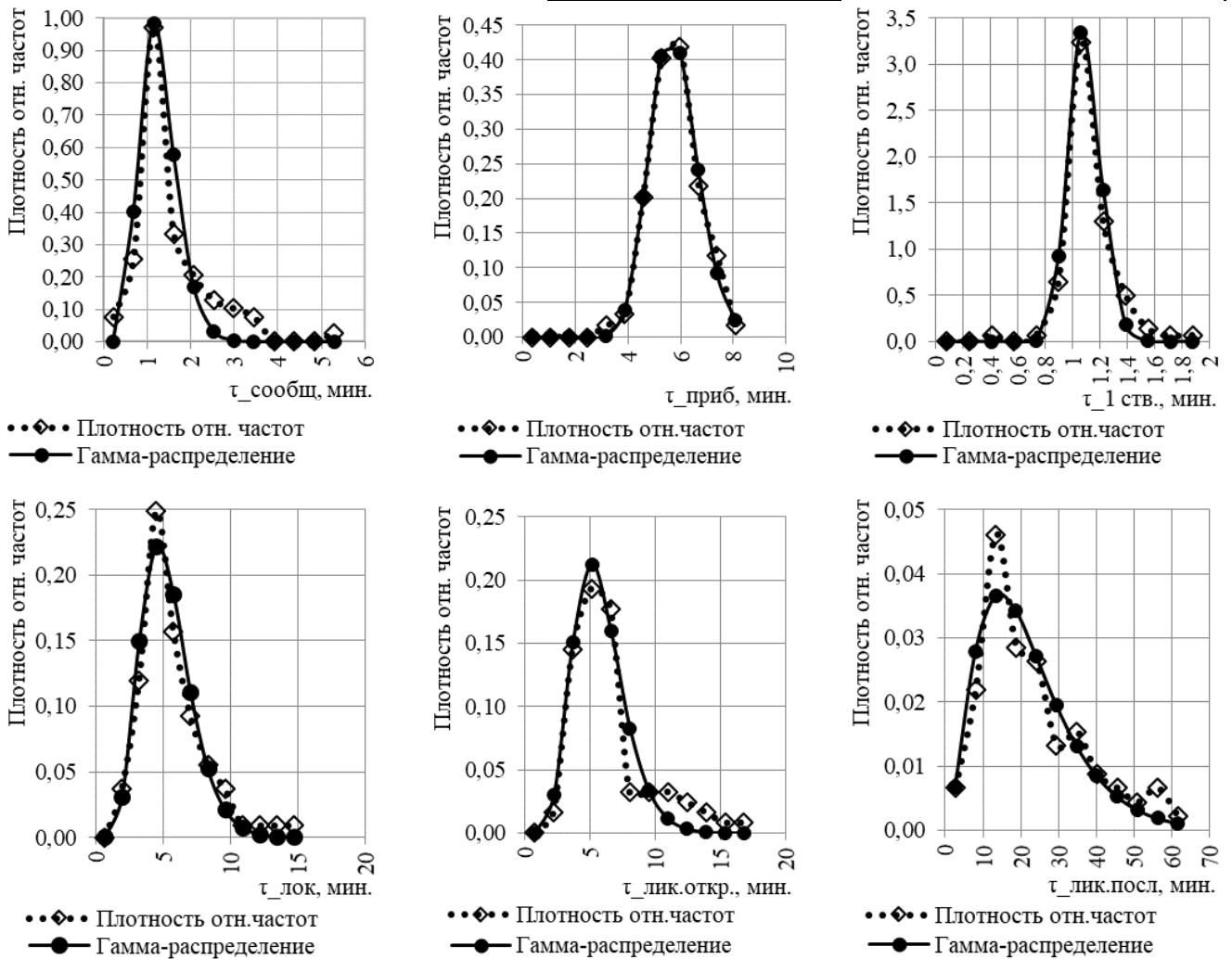
$$f(\tau, \alpha, \beta) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \tau^{\alpha-1} e^{-\frac{\tau}{\beta}}, \quad (5.21)$$

где  $\Gamma(\alpha)$  – гамма-функция Эйлера;  $\alpha$  – параметр формы;  $\beta$  – параметр масштаба;  $\tau$

– переменная – время реагирования. Параметры аппроксимации временных показателей реагирования приведены в таблице 5.15, а графики – на рисунке 5.21.

Таблица 5.15 – 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
τ <sub>сообщ</sub>	9,15	0,14	1,29	0,43	<b>0,51</b>	<b>0,68</b>	<b>0,78</b>	<b>0,92</b>	<b>1,03</b>	<b>1,14</b>	<b>1,24</b>	<b>2,06</b>
τ <sub>приб</sub>	39,53	0,15	5,77	0,92	<b>3,85</b>	<b>4,35</b>	<b>4,63</b>	<b>4,99</b>	<b>5,26</b>	<b>5,49</b>	<b>5,72</b>	<b>7,36</b>
τ <sub>1 ств</sub>	84,31	0,01	1,09	0,12	<b>0,83</b>	<b>0,90</b>	<b>0,94</b>	<b>0,99</b>	<b>1,02</b>	<b>1,06</b>	<b>1,09</b>	<b>1,29</b>
τ <sub>лок</sub>	7,72	0,68	5,27	1,90	<b>1,87</b>	<b>2,58</b>	<b>3,03</b>	<b>3,65</b>	<b>4,14</b>	<b>4,59</b>	<b>5,05</b>	<b>8,73</b>
τ <sub>лик.откр</sub>	8,35	0,69	5,72	1,98	<b>2,13</b>	<b>2,90</b>	<b>3,38</b>	<b>4,03</b>	<b>4,54</b>	<b>5,02</b>	<b>5,50</b>	<b>9,32</b>
τ <sub>лик.посл</sub>	2,94	7,46	21,93	12,79	<b>3,10</b>	<b>5,87</b>	<b>7,95</b>	<b>11,12</b>	<b>13,90</b>	<b>16,63</b>	<b>19,50</b>	<b>46,28</b>



В таблице 5.15 приведены параметры  $\alpha, \beta$ , 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  $\gamma$ , соответствующие им квантили каждого из распределений (меньшим значениям  $\gamma$  соответствуют меньшие значения времени реагирования). 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.

В терминах параметров распределений, приведенных на рисунке 5.21, 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  $\gamma$  квантиля распределения. Так уровню  $\gamma=0,01$  соответствуют близкие к оптимальным значения времени реагирования, значению  $\gamma=0,05$  – менее эффективные и т.п. Значения  $\gamma$  – квантилей *шести соответствующих показателей времени реагирования  $\tau_i$*  для сетки значений параметра  $\gamma$  приведены в таблице 5.15 (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  $\gamma$  для построенных аппроксимаций гамма-распределения, приведены на рисунке 5.22.

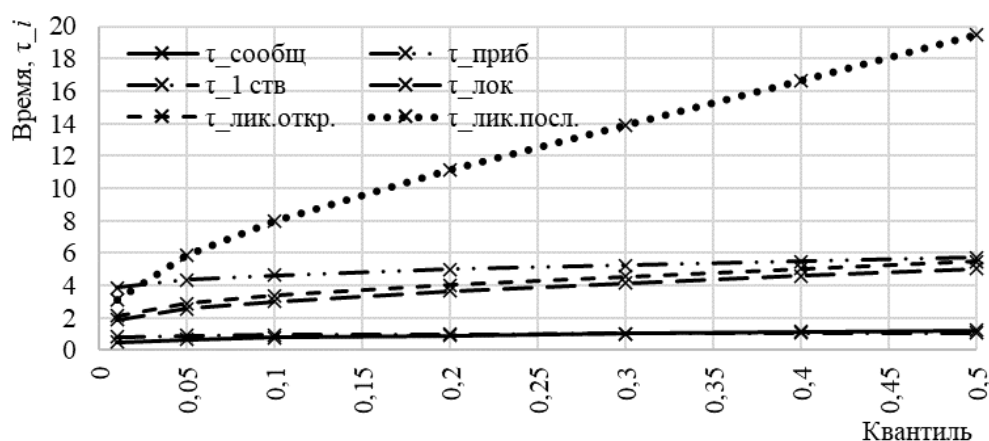


Рисунок 5.22 – Зависимости времени реагирования от уровней  $\gamma$  квантилей

### 5.4.2. Оценивание показателей ущерба

Имея аппроксимацию 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  $\gamma$ , 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:

$$u_d(\tau_i) = a_0 + a_1\tau_i; \quad (5.22)$$

$$R_2(\tau_i) = b_0 + b_1\tau_i; \quad (5.23)$$

$$Q_2(\tau_i) = c_0 + c_1\tau_i, \quad (5.24)$$

где  $\tau_i$  –  $i$ -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 таблице 5.16.

Таблица 5.16 – 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 таблице 5.16, 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. Эта тенденция имеет место (см. главу 1) не только для *города*, но также для *села* и для *всех*. А это можно интерпретировать так, что наилучшим регионам соответствуют не меньшие, а большие значения квантилей распределений (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  $\tau_{\text{сообщ}}, \tau_{\text{приб}}, \tau_{1 \text{ ств}}, \tau_{\text{лок}}, \tau_{\text{лик.откр}}$ . Это означает, что 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 таблице 5.17, а графическая иллюстрация процентов снижения показателей ущерба относительно средних значений гамма-распределений при различных уровнях  $\gamma$  квантилей приведена на рисунке 5.23.

Таким образом, потенциал повышения эффективности реагирования за счет снижения видов ущерба, *относительно ныне существующих средних значений* в городах, соответственно: для прямого материального ущерба ( $u_d$ ) 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).

Таблица 5.17 – Оценки показателей ущерба

Уровень $\gamma$	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	<b>69,66</b>	<b>52,89</b>	<b>43,04</b>	<b>30,22</b>	<b>20,34</b>	<b>11,47</b>	<b>2,81</b>	0
$R_2$ среднее	3,60	3,91	4,10	4,34	4,52	4,69	4,85	4,90
$R_2$ , % улучшения	<b>26,54</b>	<b>20,12</b>	<b>16,35</b>	<b>11,46</b>	<b>7,70</b>	<b>4,33</b>	<b>1,04</b>	0
$Q_2$ среднее	7,81	7,88	7,92	7,97	8,01	8,05	8,09	8,10
$Q_2$ , % улучшения	<b>3,53</b>	<b>2,68</b>	<b>2,18</b>	<b>1,53</b>	<b>1,03</b>	<b>0,58</b>	<b>0,14</b>	0

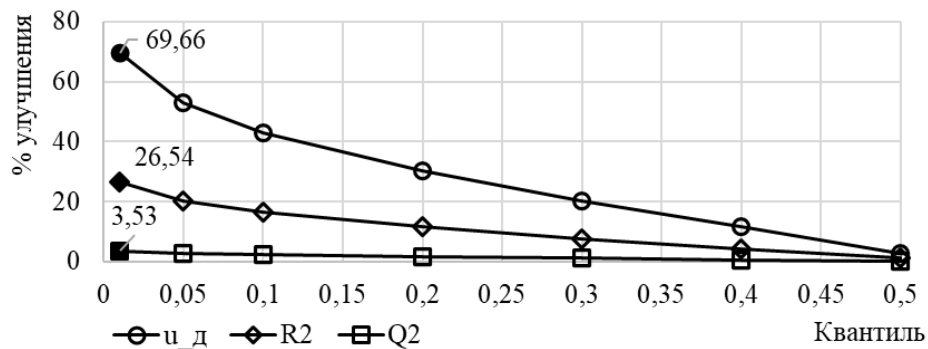


Рисунок 5.23 – Оценки улучшения показателей ущерба

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* на управление *по возмущениям*. В рамках такого подхода появляется возможность организации

превентивного управления. 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) бинарные тесты, контролирующие состояние различных элементов, определяющих их готовность к ликвидации пожаров, и показатели риска.

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. Интеграция же показателей внутри отдельных тестов и в группах 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.

4. Анализ ситуаций, возникающих при тушении пожаров показал, что руководителю тушения пожара часто приходится принимать решения в условиях риска и неопределенности. От опытности РТП зависит эффективность тушения пожара, а значит и величина ущерба. Опытный РТП интуитивно определяет, насколько допустим риск в тех или иных ситуациях. Существует 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 разработана модель, отражающая склонность РТП к риску с использованием критерия Гурвица, построенного на основе игр с природой, где коэффициент пессимизма-оптимизма и служит *показателем*

*склонности РТП к риску.* Разработан алгоритм решения обратной задачи, позволяющий по наблюдениям за решениями, принятыми РТП, оценить его показатель склонности к риску. Эта оценка позволяет контролировать показатели РТП по аналогичным значениям более опытных ЛПР, например, в процессе тренировок и/или обучения. Работоспособность подхода проиллюстрирована в режиме имитационного моделирования в контексте управления тушением пожара в многоэтажном доме.

5. Анализ современных подходов к управлению в сложных иерархически организованных системах управления, функционирующих в условиях высокой волатильности дестабилизирующих факторов, показал, что большое значение приобретают проактивные средства мониторинга и обеспечения эффективного функционирования инфраструктурных подсистем в возможных неблагоприятных ситуациях. Разработана технология построения моделей регрессионного и нейросетевого типа, которые могут служить основой для создания экспертной системы, обладающей необходимой надежностью оценивания текущей эффективности функционирования иерархической системы РСЧС.

6. Разработан алгоритм построения оценок потенциала снижения ущерба (прямого материального ущерба, количества погибших и травмированных людей) за счет снижения риска средствами внутреннего контроля, что способствует улучшению временных показателей реагирования пожарных подразделений и повышению достоверности информации о состоянии сил и средств. Потенциал повышения эффективности реагирования за счет снижения видов ущерба, *относительно ныне существующих средних значений* в городах составил: для прямого материального ущерба – 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 повышения эффективности ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций 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 (рисунок 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 (рисунок 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, новых 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 Novec 1230* [249]. Данное вещество относится к огнетушащим веществам нового поколения. Оно разработано как альтернатива огнетушащим хладонам и отвечает высокими экологическим требованиям. 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 рисунке 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 рисунке 6.3.

*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, в качестве которого могут быть и подразделения частной пожарной охраны*).

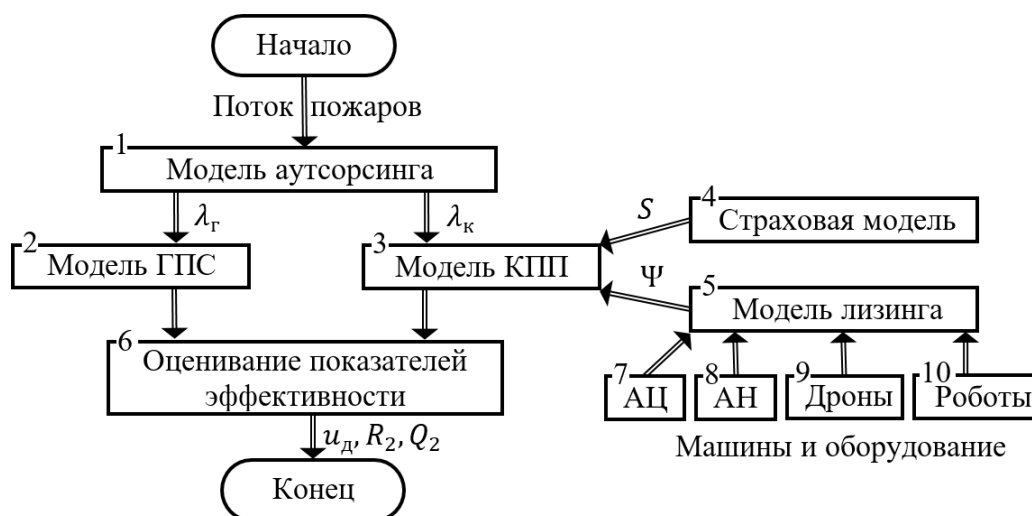


Рисунок 6.3 – Взаимосвязь моделей при оценивании использования инноваций в процессе ликвидации пожаров

Если направляется в ГПС (*Блок 2*), то работает классическая технология, определенная в нормативных документах. Этот поток пожаров обозначен  $\lambda_{Г}$ .

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  $\lambda_{К}$ .

В практике работы МЧС 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 (рассмотрены в главе 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 рисунке 6.4. приведены количественные характеристики выездов пожарных подразделений по видам обстоятельств [297].



а)



б)

Рисунок 6.4 – Количество пожаров а) и погибших б) в зависимости от места их возникновения в 2018 году

Из рисунка 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 рисунке 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  $\Psi$ ), 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 для обеспечения наибольшего эффекта (значений показателей ущерба).

## **6.2. Модели и механизмы страхового перераспределения финансовой нагрузки 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 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 перекалывают 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 (рисунок 6.5).

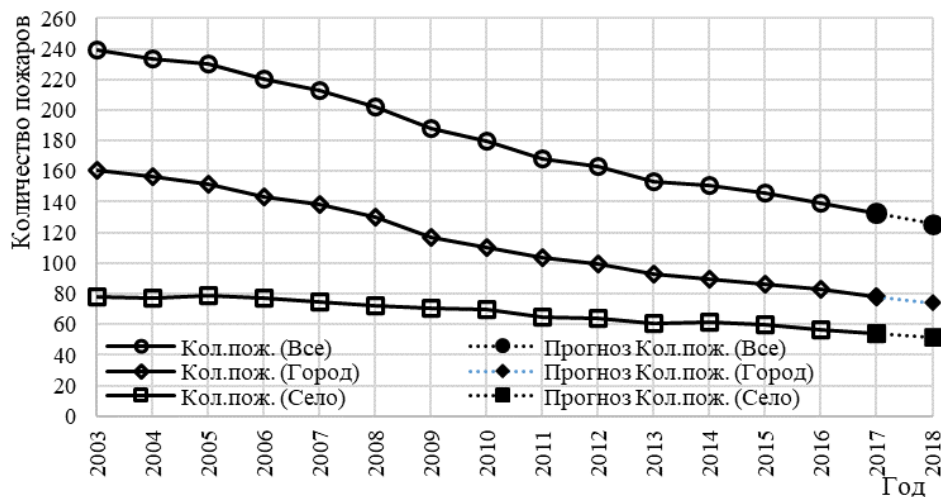


Рисунок 6.5 – Динамика изменения количества пожаров в России за период 2003-2017 гг. и прогноз на 2018 г.

Для прогнозирования количества пожаров на 2018 год (таблица 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].

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
<b>125883</b>	73847	51607	<b>109,44</b>	124,28	88,26
Количество погибших на 100 пожаров, чел			Количество травмированных на 100 пожаров, чел		
Все	Город	Село	Все	Город	Село
<b>5,64</b>	4,63	7,07	<b>6,97</b>	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 таблице 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. травмир. на 100 пожаров, чел		
Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село	Все	Гор.	Село
<b>109,44</b>	124,28	88,26	<b>5,64</b>	4,63	7,07	<b>6,97</b>	8,05	5,46

Динамика значений показателей прямого материального ущерба, погибших и травмированных, по категориям, и их прогноз приведена в главе 1 на рисунках 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 «уравниловке» – 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 рисунке 6.6. приведено распределение граждан России по уровням доходов, построенное по данным Росстата за 2018 год (линия «Плотность относительных частот»). На рисунке 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).

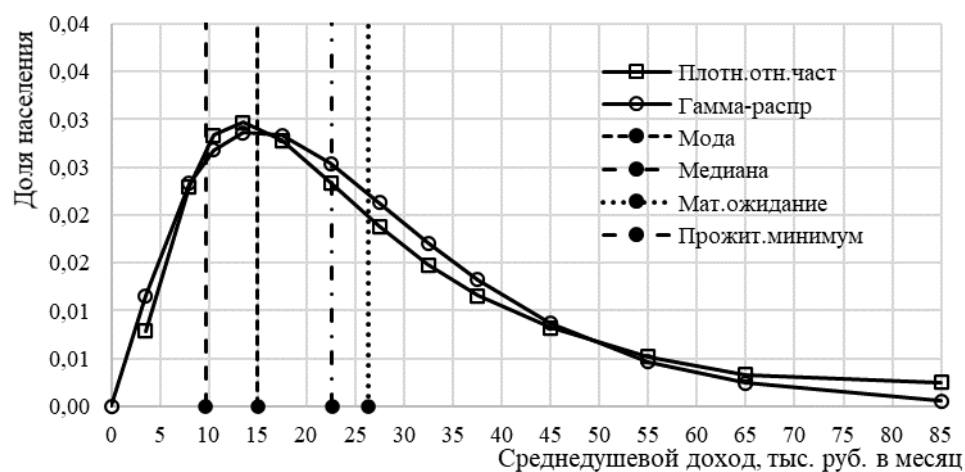


Рисунок 6.6 – Среднедушевой доход по России в 2018 году  
(по данным Росстата)

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»  $\tau$ , 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* ( $S_{Бj}$ ), или *брутто-премией*, обычно называют сумму, вносимую  $j$ -м *страхователем* (владельцем объекта страхования) страховщику в соответствии со *страховым тарифом* ( $T_{Б}$ ), 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  $T_{Б}$  измеряется в % (или в рублях на 100 рублей страховой суммы, что не влияет на числовое значение переменной  $T_{Б}$ ). Очевидно:

$$S_{Бj} = S_j \frac{T_{Б}}{100}, \quad (6.2)$$

где  $\frac{T_{Б}}{100}$  — это доля страховой премии от страховой суммы  $S_j$ .

Страховая премия для страховщика состоит из *нетто-премии* (основной части страховой премии –  $S_{Нj}$  для  $j$ -го страхователя) и *нагрузки* ( $F_j$ ), включающей собственные расходы и прибыль страховой компании:

$$S_{Бj} = S_{Нj} + F_j. \quad (6.3)$$

Аналогично складывается и тариф, с той лишь разницей, что он обычно измеряется в %:

$$T_{Б} = T_{Н} + f. \quad (6.4)$$

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):



$$S_B = S \frac{T_0}{100}, \quad (6.10)$$

откуда *тариф основной части нетто-премии* через средние значения (6.8), (6.9) может быть вычислена так:

$$T_0 = \frac{S_B}{S} \cdot 100 = P \cdot 100 = \frac{m\bar{S}_B}{n\bar{S}} \cdot 100 = q \frac{\bar{S}_B}{\bar{S}} \cdot 100 = qp \cdot 100, \quad (6.11)$$

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 рискованной надбавки следующей:

$$T_p = k(q, n, \gamma) T_0 = 1,2\alpha(\gamma) \sqrt{\frac{1-q}{nq}} T_0, \quad (6.12)$$

где  $\gamma$  – уровень безопасности страхования (вероятность того, что суммы страховых премий хватит на все страховые выплаты);  $\alpha(\gamma)$  – коэффициент безопасности, который табулирован (таблица 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

$\gamma$	0,84	0,90	<b>0,95</b>	0,98	0,9986
$\alpha(\gamma)$	1,0	1,3	<b>1,645</b>	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  $q, n, \gamma$ , 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 рисунке 6.7.



Рисунок 6.7 – Взаимосвязь страховых тарифов и сумм

На рисунке 6.7 имеются и переменные, не участвующие в приведенных расчетных формулах. Так рисксовая премия ( $S_0$ ) разделена на сумму, направляемую на собственно возмещение ущерба, понесенного страхователями ( $S_y$ ), и на сумму материально-технического обеспечения ( $S_{\text{МТО}}$ ), составляющую фонд ( $S_{\text{пост}}$ ), который может быть направлен на покупку и/или на аренду (лизинг) машин и пожарного оборудования, а также на расходные материалы ( $S_{\text{пер}}$ ), 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 ( $u_{\text{пму}} = 13777$  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:

$$S_{\text{в}} = u_{\text{пму}} + u_{R2} + u_{Q2} = 21754 \text{ млн.руб.} \quad (6.14)$$

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);
- тогда вероятность (частота) наступления страхового события  $q = \frac{m}{n} = 0,001534$ ;
- сумма среднего возмещения, согласно (6.9), составит  $\bar{S}_{\text{в}} = 172,811$  тыс. руб.;
- средняя страховая сумма  $\bar{S} = 345,622$  тыс. руб.;
- пусть страховая нагрузка  $f = 25\%$ ;
- уровень безопасности страхования  $\gamma = 0,95$ ;
- коэффициент безопасности (по таблице 6.3)  $\alpha(\gamma) = 1,645$ ;
- средний среднедушевой доход  $\bar{S}_{\text{сдд}} = 26,265$  тыс. руб.

В таблице 6.4 приведены результаты расчета основных показателей страховой модели для исходного (полного) количества договоров страхования (верхняя строка) и для уменьшающегося их числа.

Из таблицы 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, происходящих на один *оплаченный страхователем* страховой договор.

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 $\delta_m$ страхового платежа, как % от СДД (Вариант1)	Порог отсечения $\tau$ (по шкале СДД), тыс. руб.	Доля $\delta_m$ страхового платежа, как % от СДД (Вариант 2)
1	<b>82200</b>	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	<b>9,934</b>	<b>0,12</b>
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	<b>28,501</b>	<b>0,18</b>
8	20000	0,00629	0,422	121,53	0,46	<b>35,438</b>	<b>0,24</b>
9	10000	0,01259	0,844	243,05	0,93	<b>46,369</b>	<b>0,40</b>
10	1000	0,12588	8,439	2430,6	9,25	<b>79,041</b>	<b>2,65</b>
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	<b>125,883</b>	1,00000	67,037	19308	73,51	106,389	16,12

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 таблице 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 *рисковой премии* ( $T_o$ ), 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 рисунке 6.б. 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  $\tau$ , 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  $\tau$ .

Результаты моделирования и расчетов по варианту 2 приведены в двух последних колонках таблицы 6.4 и на рисунке 6.8.

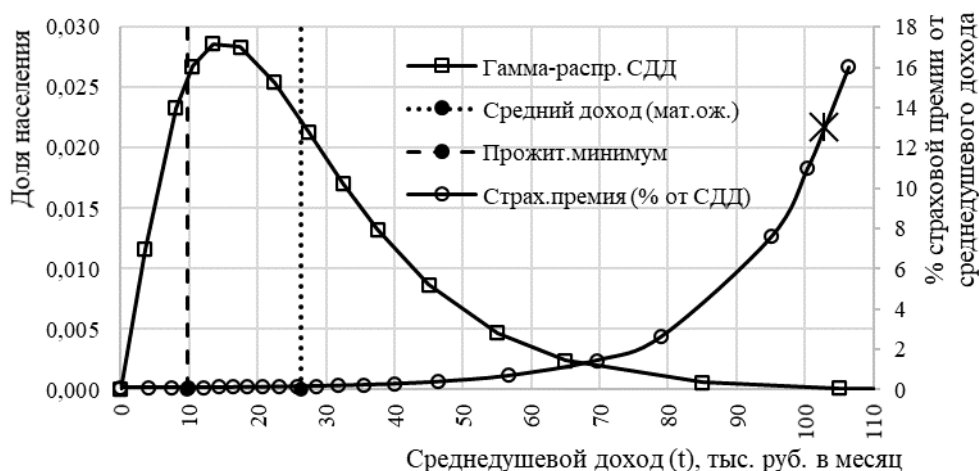


Рисунок 6.8 – Плотность распределения дохода по России в 2018 году (по данным Росстата) и размер доли страховой премии как % от СДД ( $\delta_m$ )

Здесь Гамма-распределение СДД –  $F(S_{сдд})$  является функцией распределение населения по величине среднедушевого дохода. На рисунке 6.8 график «Страх. премия (% от СДД)» показывает, как зависит % страховой премии в среднедушевом доходе от значения отсечения ( $\tau$ ) 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 таблице 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 таблицы 6.4). Вторая группа строк таблицы 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» (рисунок 6.9) и в развернутом виде (рисунок 6.10).



Рисунок 6.9 – Переменные и показатели страховой модели

На рисунке 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.

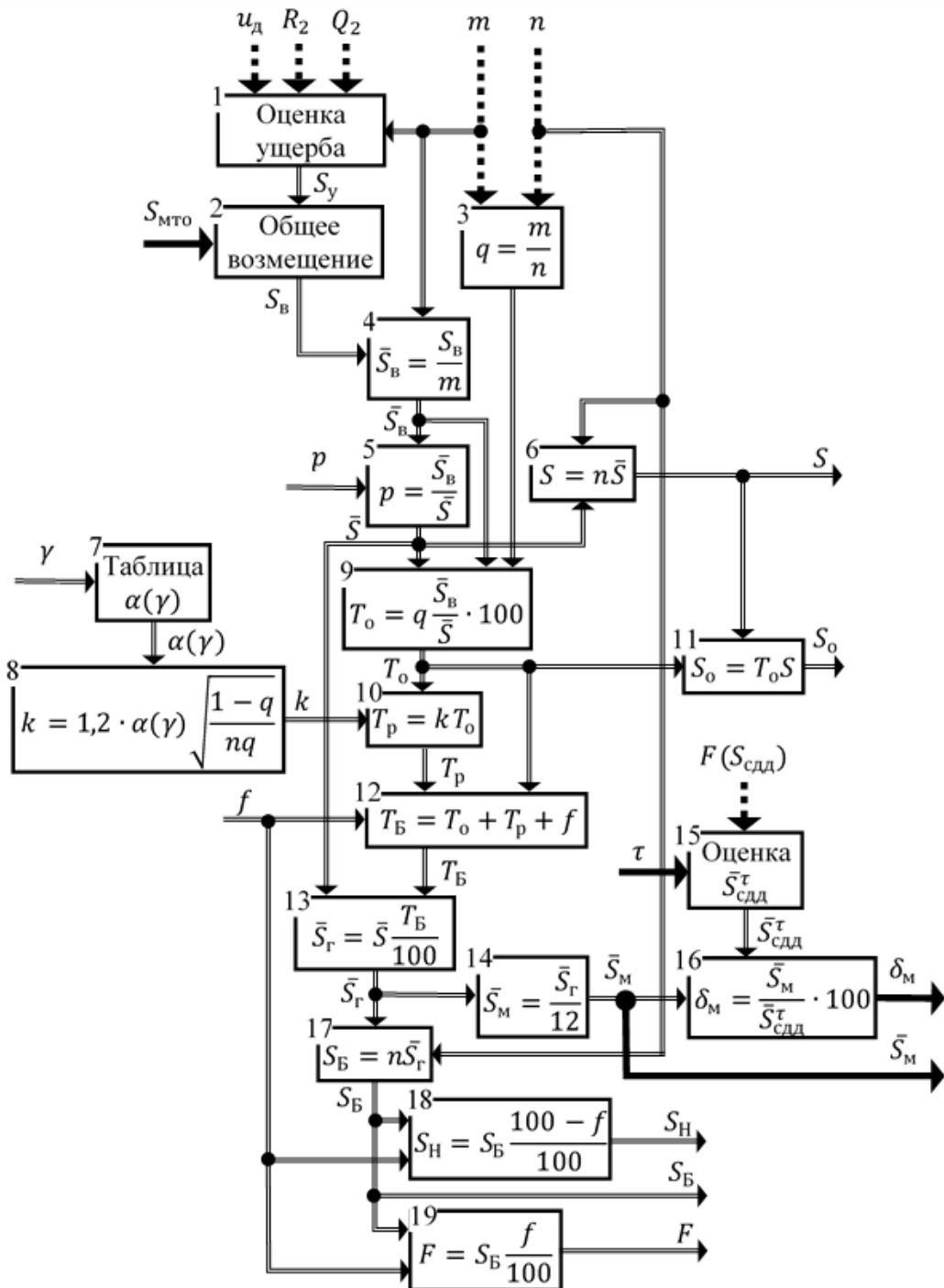


Рисунок 6.10 – Расчетная схема вариантов страховой модели

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 ( $F(S_{сдд})$ ).

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.

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 ( $\delta_m$ ).

Основными параметрами модели, значения которых должны определяться вне страховой модели, выбраны:

- уровень отсечения  $\tau$  (по величине среднедушевого дохода) плательщиков страховой премии;
- объем средств  $S_{мто}$ , необходимых для материально-технического

обеспечения противопожарной деятельности.

На рисунке 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 рисунке 6.10, сумма  $S_{\text{МТО}}$  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 рисунке 6.8 и в выражениях (6.15), (6.16) отражены зависимости  $\delta_M(\tau)$ . Однако, в дальнейшем анализе важной представляется и зависимость показателя  $\delta_M$  от других параметров, в частности, от  $S_{\text{МТО}}$ .

Анализ с помощью построенной модели (рисунок 6.10) показал, что зависимость  $\delta_M(S_{\text{МТО}})$ , для самого осторожного уровня отсечения, равного прожиточному минимуму (таблица 6.4), имеет линейный характер (рисунок 6.11):

$$\delta_M(S_{\text{МТО}}) = 0,1322 + 0,006077S_{\text{МТО}}, \quad (6.17)$$

где  $S_{\text{МТО}}$  измеряется в млрд. руб., а  $\delta_M$  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 –  $\delta_M$ ) включает  $S_y$  и  $S_{\text{МТО}}$ .

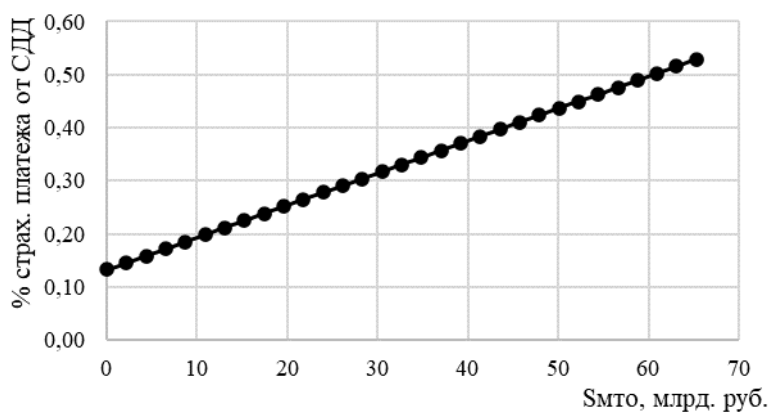


Рисунок 6.11 – Доля страховых платежей в СДД при различных объемах  $S_{\text{мто}}$

### 6.2.3. Оценки объемов необходимых страховых сумм

#### 6.2.3.1. Оценка постоянных расходов пожарного подразделения

В страховой платеж, кроме возмещаемого ущерба ( $S_y$ ), включены и суммы материально-технического обеспечения ( $S_{\text{мто}}$ ). При этом предполагается, что в рамках приведенной выше схемы (рисунок 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 рисунке 6.12.

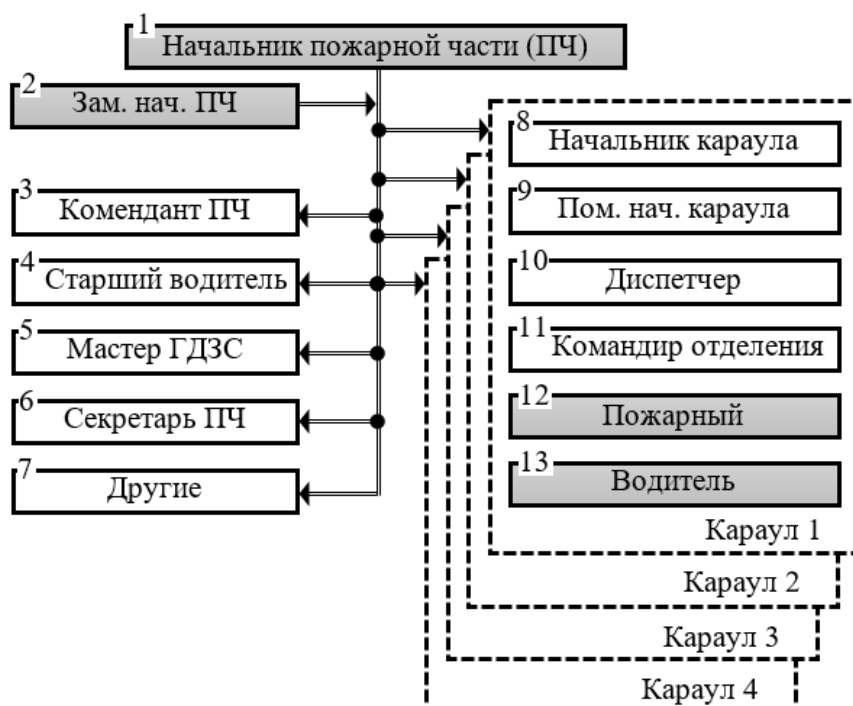


Рисунок 6.12 – Типовая структура пожарной части ГПС

Как видно из рисунка 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 нередки случаи, когда в отделении лишь 2 человека. В последние годы эта цифра доведена, в среднем, до 4-5 человек.

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 рисунке 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 (сушилки 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  $s_{acc} = 4,5$  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-РП, 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 [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 одной из региональных ПСЧ.

Данные (таблица 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%

Основные характеристики АЦ 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 рисунке 6.13 в виде интервального вариационного ряда (эмпирического аналога плотности распределения) и его аппроксимации Гамма-распределением.

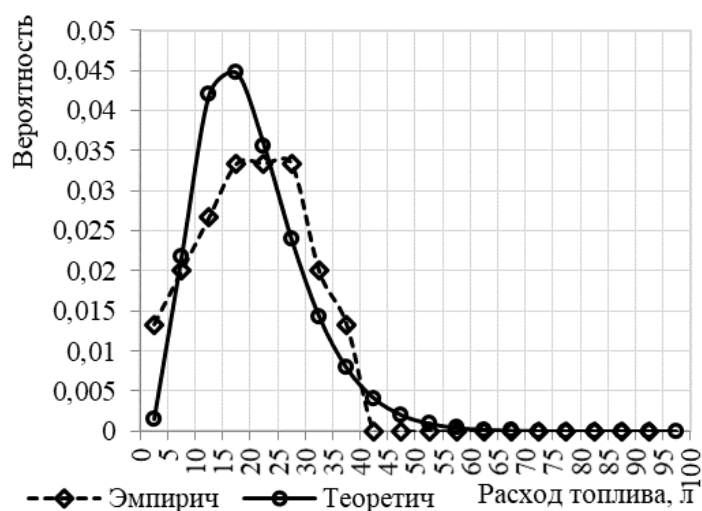


Рисунок 6.13 – Эмпирическая плотность распределения расхода топлива АЦ на один выезд и аппроксимирующее ее Гамма-распределение.

Среднее значение – 22,98 л., СКО – 17,26 л.,  $\alpha=1,77$ ,  $\beta=12,97$

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. (таблица 6.6).

Гистограммы количества АЦ, участвующих в тушении пожара, а также количества расходуемой воды и пенообразователя всеми нарядами (АЦ), участвующими в ликвидации пожаров, приведены на рисунке 6.14, а их средние значения – в последней строке таблицы 6.6.



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 на один пожар издержки на топливо составят:

$$S_{\text{гор}} = v_{1 \text{ АЦ}} n_{\text{АЦ}} c_{\text{дт}} = 22,98 \times 2,03 \times 37,8 = 1564,23 \text{ (руб)}, \quad (6.18)$$

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.

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		<b>2,033</b>	<b>7,017</b>	<b>34,72</b>	<b>89,000</b>	<b>328,167</b>

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:

$$S_{\text{вода}} = q_{1 \text{ вода}} c_{\text{вода}} = 7,02 \times 10,09 = 70,80 \text{ (руб)}, \quad (6.19)$$

где  $q_{1 \text{ вода}}$  – среднее количество воды, расходуемой на тушение одного пожара;  $c_{\text{вода}}$  – цена одного кубического метра воды.

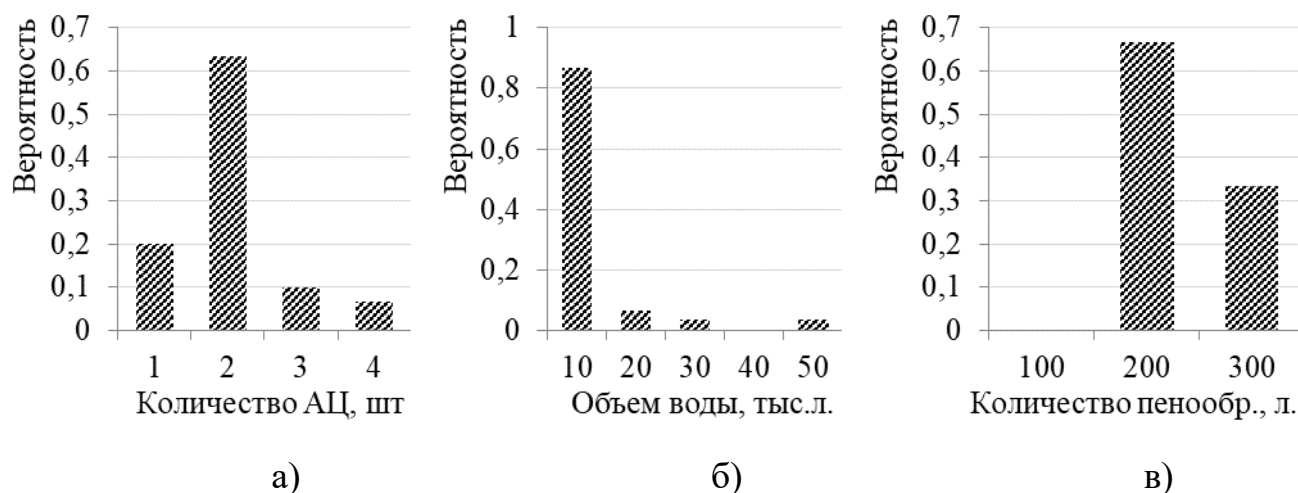


Рисунок 6.14 – Гистограммы количественных показателей ликвидации пожаров

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:

$$S_{\text{пена}} = q_{1 \text{ пена}} c_{\text{пена}} = 34,72 \times 45,83 = 1591,32 \text{ (руб)}, \quad (6.20)$$

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:

$$\begin{aligned} S_{1 \text{ пож}} &= S_{\text{гор}} + S_{\text{вода}} + S_{\text{пена}} = \\ &= 1564,23 + 70,80 + 1591,32 = 3226,35 \text{ (руб)}. \end{aligned} \quad (6.21)$$

Данный тип издержек принято [157, 158, 312, 313] называть *переменными*, 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 (формула (6.18)), 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 (6.18), можно построить и приближенные оценки потерь от ложных вызовов для различных субъектов. Воспользовавшись прогнозным количеством пожаров на 2018 год (таблица 6.1), вычислим лишь затраты на обслуживание ложных вызовов, принимая во внимание нижнюю границу оценки процента ложных вызовов – 80%. Результаты такой оценки приведены в таблице 6.7.

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.	<b>157,528</b>	<b>92,411</b>	<b>64,580</b>

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.

#### 6.2.3.4. Оценка «рентабельности» выездов нарядов пожарной охраны

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 (в том числе погибшие и пострадавшие люди). Спасая часть имуществ (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 (таблица 6.6) в одном пожаре ( $w_{1 \text{ пожар}}$ ) к переменным издержкам на один выезд ( $s_{1 \text{ пожар}}$ ):

$$r_{\text{ППС}} = \frac{w_{1 \text{ пожар}}}{s_{1 \text{ пожар}}} = \frac{328167}{3226,35} = 101,71. \quad (6.22)$$

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 (таблица 6.6):

$$k_{\text{ППС}} = \frac{w_{1 \text{ пож}}}{w_{1 \text{ пож}} + u} = \frac{328167}{328167 + 89000} * 100 = 78,67\%. \quad (6.23)$$

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 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 рисунке 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 ( $\delta_M$ ) 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  $S_{\text{пост}}$  (рисунок 6.7), формируемой из страховых взносов.

Лизинг, для задач МЧС, 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 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, как правило, лизинг более выгоден чем банковский кредит на закупку новой техники. Это приводит к все расширяющемуся рынку лизинговых услуг на самую различную технику. На рисунке 6.15 приведена диаграмма ТОП-10 объемов секторов лизинговых услуг по состоянию на 2019 год [433].

Как видно из рисунка 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.

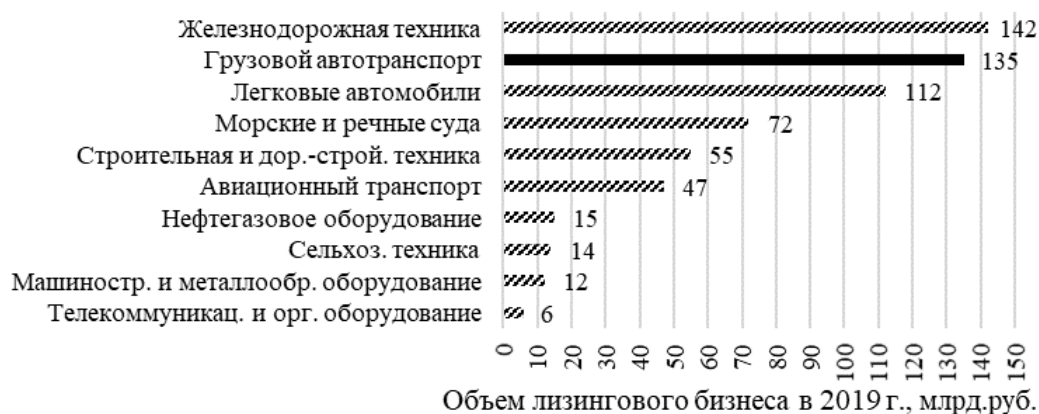


Рисунок 6.15 – ТОП-10 объемов лизинговых услуг в РФ в 2019 году

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:

$$L_d = L_{\text{им}}^d + L_{\text{кред}}^d + L_{\text{доп}}^d, \quad (6.24)$$

где  $L_{\text{им}}^d$  – балансовая стоимость предмета договора лизинга (имущества);  $L_{\text{кред}}^d$  – плата за кредитные ресурсы, привлеченные для закупки предмета лизинга;  $L_{\text{доп}}^d$  – оплата дополнительных услуг, связанных с договором лизинга.

*Затраты лизингополучателя* по договору лизинга (лизинговые платежи) складываются из следующих составляющих, выплачиваемых лизингодателю и в бюджет:

$$L_{\text{п}} = L_{\text{ам}}^{\text{п}} + L_{\text{кред}}^{\text{п}} + L_{\text{прем}}^{\text{п}} + L_{\text{доп}}^{\text{п}} + L_{\text{ндс}}^{\text{п}}, \quad (6.25)$$

где  $L_{\text{ам}}^{\text{п}}$  – величина годовых амортизационных отчислений;  $L_{\text{кред}}^{\text{п}}$  – годовой платеж за кредитные ресурсы (полученные лизингодателем от кредитной организации на предмет договора лизинга);  $L_{\text{прем}}^{\text{п}}$  – лизинговая премия, получаемая лизингодателем за предоставленный предмет лизинга;  $L_{\text{доп}}^{\text{п}}$  – оплата лизингодателю дополнительных услуг;  $L_{\text{ндс}}^{\text{п}}$  – 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  $L_{\text{п}}$ , которая, конечно, зависит от стоимости самого имущества  $U_i$ . Как следует из литературы [273], эта доля ( $d_i = \frac{L_{\text{п}i}}{U_i} \cdot 100$ , 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 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 рисунке 6.16.

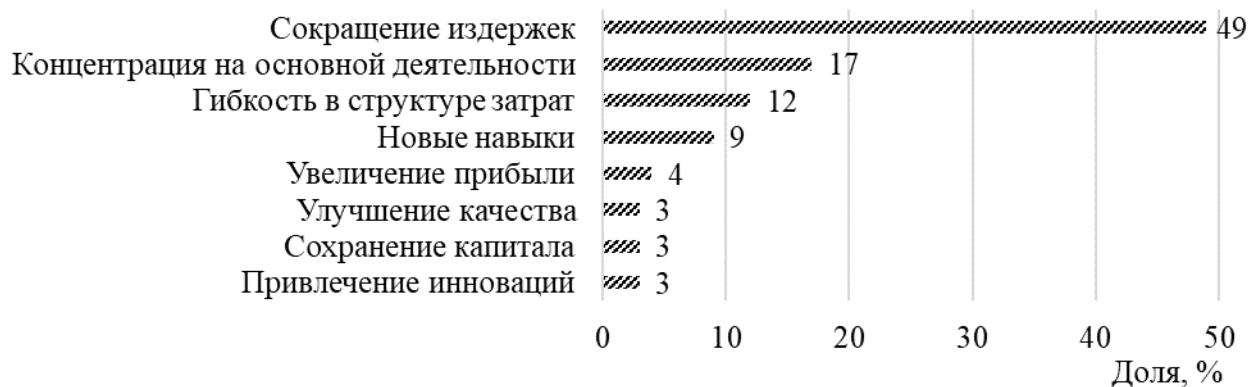


Рисунок 6.16 – Распределение причин использования аутсорсинга

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 следующую структуру (таблица 6.8):

$$S_{\text{в}} = S_{\text{у}} + S_{\text{мто}} = S_{\text{у}} + S_{\text{пост}} + S_{\text{пер}}, \quad (6.26)$$

где, в свою очередь:

$$S_{\text{пост}} = S_{\text{пок}} + S_{\text{сервис}} + S_{\text{здан}} + S_{\text{зп}} + S_{\text{пост_проч}}; \quad (6.27)$$

$$S_{\text{пер}} = S_{\text{гор}} + S_{\text{вода}} + S_{\text{пена}} + S_{\text{пер_проч}} = S_{1 \text{ пож}} + S_{\text{пер_проч}}; \quad (6.28)$$

$$S_{\text{зп}} = s_{\text{зп}} + s_{\text{бо}}. \quad (6.29)$$

В таблице 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*»). 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 таблице 6.8, модель платежей на содержание одной ПСЧ минимального состава может быть представлена в следующем виде (соответственно в годовом и месячном исчислении):

$$S_{\Gamma} = 6075 + 3,2m_{\kappa}, \quad [\text{тыс. руб.}]; \quad (6.30)$$

$$S_{\text{М}} = 506,25 + 3,2m_{\kappa}, \quad [\text{тыс. руб.}], \quad (6.31)$$

где  $m_{\kappa}$  – количество вызовов, обслуживаемых данной ПСЧ (например, КПП); первое слагаемое отражает постоянные издержки, второе – переменные, зависящие от количества обслуживаемых вызовов.

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:			<b>10350</b>	<b>1035</b>	<b>86,250</b>
Дроны	1	2000	2000	200	16,667
Пожарные роботы	1	10000	10000	1000	83,333
Автопарогенераторы	1	19000	19000	1900	158,333
Всего 2:			<b>51700</b>	<b>5170</b>	<b>430,833</b>
<i>Распределенные затраты</i>					
Зарплата (42 тыс. руб. в месяц)	10	504	5040	5040	420,000
Итого 1 (Всего 1 + зарплата):			<b>15390</b>	<b>6075</b>	<b>506,250</b>
Итого 2 (Всего 2 + зарплата):			<b>56740</b>	<b>10210</b>	<b>850,833</b>
Переменные затраты (на один вызов)					
Топливо, вода, пена		3,2			

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  $m_k$ , которое будет обслужено совокупностью созданных за счет страховых средств КПП.

### 6.2.3.8. Варианты использования страховых средств

В качестве самого простого базового варианта применения страховых средств для потребностей ГПС можно рассмотреть случай переоснащения подразделений ГПС новой пожарной техникой.

Принимая во внимание, что, согласно данным МЧС [250], он содержит около 20 тысяч пожарных автомобилей различных типов, пусть, в среднем (таблица 6.8) по цене 4,5 млн. руб. каждый, что составляет в общей сложности около 90 млрд. руб. Тогда:

**Вариант 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  $\delta_M = 0,679\%$ , 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 сбора суммы объемом  $S_{\text{МТО}}$  (графически представлена на рисунке 6.17):

$$G = \frac{S_{\text{МТО}}}{S_{\text{МТО}_Г}} = \frac{S_{\text{МТО}}}{-21,754 + 164,55\delta_M}. \quad (6.32)$$

Выражение (6.32) позволяет планировать страховые сборы в зависимости от необходимой суммы  $S_{\text{МТО}}$  и допустимого уровня страховой нагрузки на страхователей  $\delta_M$ . В рамках *Варианта 1* оба параметра ( $S_{\text{МТО}}$  и  $\delta_M$ ) 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  $\delta_m$  определяется допустимым уровнем налоговой (страховой) нагрузки на различные слои населения.

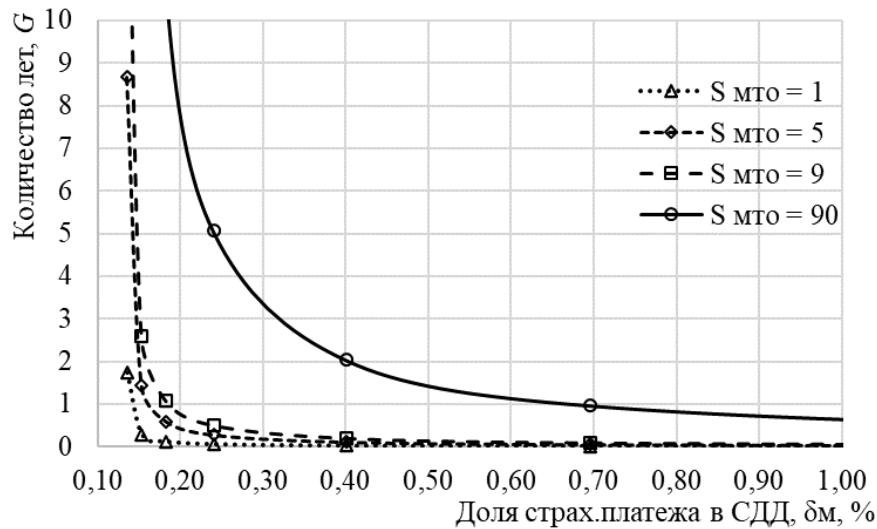


Рисунок 6.17 – Количество лет, необходимое для получения  $S_{мто}$

Логика взаимодействия элементов страховой поддержки ГПС приведена на рисунке 6.18.

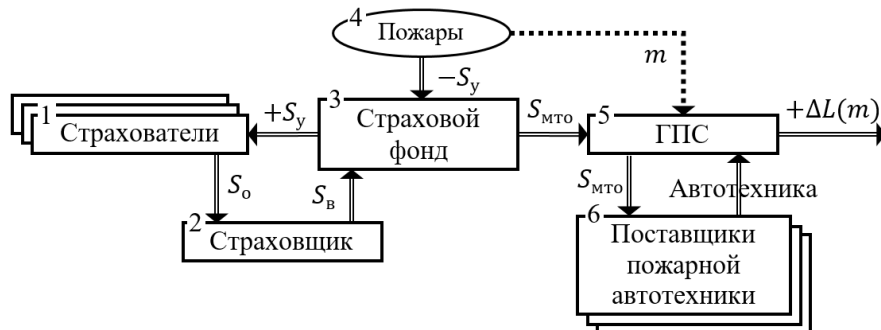


Рисунок 6.18 – Схема прямой страховой поддержки ГПС

На рисунке 6.18 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 ( $S_B$ ), образующие страховой фонд (Блок 3). Пожары (Блок 4) наносят страхователям ущерб ( $-S_y$ ), который им возмещается ( $+S_y$ ) из страхового фонда. Согласно *Варианту 1*, сумма возмещения ( $S_B$ ), 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 ( $+\Delta L(m)$ ).

**Вариант 2:** На страховые средства (помимо возмещения ущерба) производится переоснащение новой пожарной техникой (всего парка), в отличие от *Варианта 1*, по договорам лизинга. В соответствии с выражением (6.17) для обеспечения оплаты новой техники и переоснащения ГПС в течение года, по договорам лизинга (таблица 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 *Варианту 1* (линия  $S_{\text{МТО}} = 9$  млрд. руб. на рисунке 6.17).

Особенности *Вариантов 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 рисунке 6.19. Она отличается от схемы *Варианта 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 ( $S_{\text{МТО}_\text{К}}$ ), достаточного для закупки пожарной техники (в объеме

$S_{\text{МТО}_T}$ ). ГПС же выплачивает лизингодателю лизинговый платеж в объеме  $S_{\text{МТО}_L}$ , определенном в лизинговом контракте.

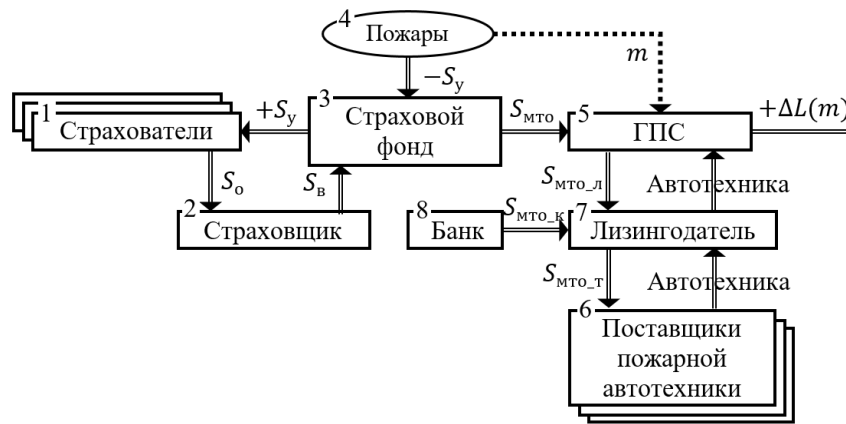


Рисунок 6.19 – Схема страховой поддержки ГПС через лизинг

Таким образом, *Вариант 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.

**Вариант 3:** Логика взаимосвязи его элементов приведена на рисунке 6.20.

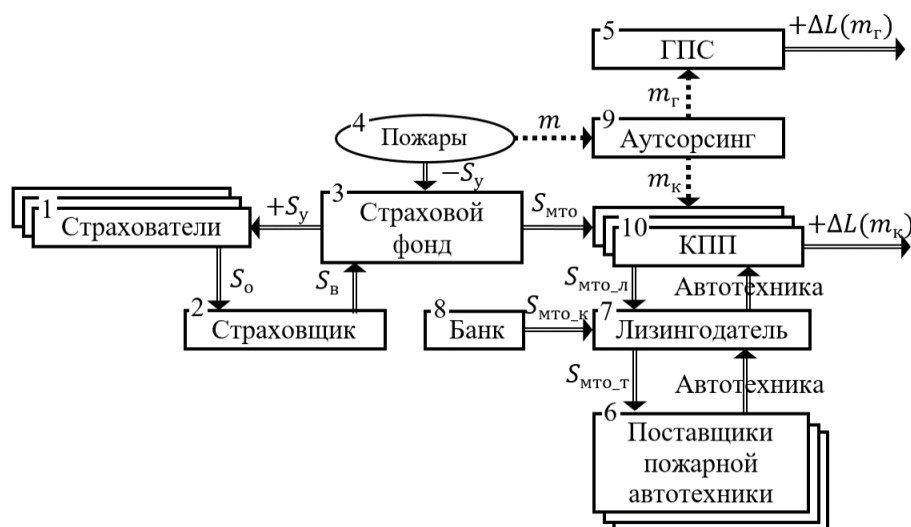


Рисунок 6.20 – Схема страхового обеспечения организации коммерческого варианта ликвидации пожаров

На страховые средства ( $S_B$ ), предназначенные для материально-технического обеспечения процесса ликвидации пожаров ( $S_{MTO}$ ), 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 ( $S_{MTO}$ ), часть из которых ( $S_{MTO,л}$ ) 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 (таблица 6.8), зависящих от количества вызовов, поступающих в КПП по аутсорсингу.

Эффект улучшения показателей ликвидации пожаров, в рамках *Варианта 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 варианту нагрузка на страхователей существенно снижается за счет использования лизинговой схемы оснащения пожарной техникой КПП, в том числе самыми современными и инновационными ее образцами (таблица 6.8).

**Вариант 4:** Он (рисунок 6.21) является развитием предыдущих вариантов. Этот вариант 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 варианте в организационной схеме процесса ликвидации пожара используются технологии страхования, лизинга и аутсорсинга.

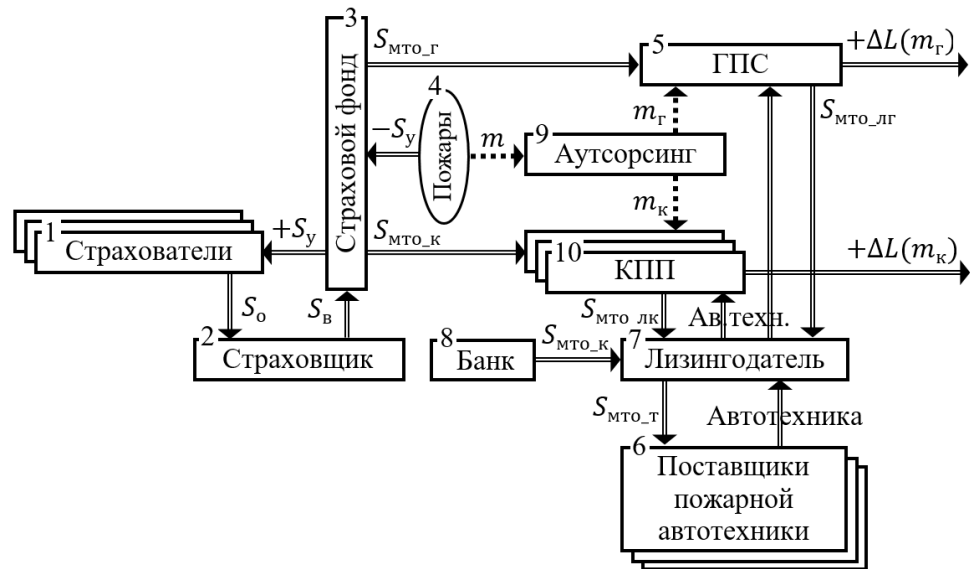


Рисунок 6.21 – Схема комплексного страхового обеспечения организации процесса ликвидации пожаров

### 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.

2. Важной стороной страховой модели компенсации ущерба (и обеспечения комплексной безопасности в целом) является материально-техническое обеспечения МЧС, 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. Перекладывание на «плечи» страховой компании и вопросы 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. Разработаны четыре варианта привлечения страховых средств для повышения эффективности процесса ликвидации пожаров и материально-технического обеспечения деятельности пожарных подразделений. В этих вариантах в разной степени используются механизмы страхования, лизинга и аутсорсинга. Показано, что в рамках приведенных вариантов 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 составила 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 технико-экономические 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

## Заключение

В результате решения поставленной в работе научной проблемы 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 ликвидации 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 машинообучаемых моделей в составе математического обеспечения систем поддержки принятия управленческих решений, где модели, в отличие от традиционных технологий, могут обеспечивать лицу, принимающему решения, 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 способности, 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, 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, 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. Разработанный 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. В результате имитационных экспериментов на марковской модели, построенной по реальным статистическим данным о пожарах, показано, что наиболее эффективными интервалами контроля развития и управления процессом ликвидации пожара, являются интервалы от 1 до 5 минут.

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 обучения которых выполняется путем решения обратной задачи на основе построенного рекуррентного алгоритма оценивания параметров модели. Предложенный алгоритм, в отличие от других способов использования УМЦ, позволяет учесть позитивный опыт ЛПР в управлении процессом ликвидации пожара.

10. Разработан алгоритм 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 обратной задачи, 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.

11. Анализ текущего состояния применения робототехнических систем при ликвидации пожаров и ЧС показал высокую в них потребность, вызванную необходимостью снижения риска травмирования или гибели личного состава в

случаях пожаров или ЧС повышенной опасности при химическом или радиационном заражении зоны ликвидации.

Предложен ряд адаптивных машинообучаемых моделей управления мультиагентной робототехнической системой (МРТС), в том числе:

- модель оптимального планирования работ в МРТС, построенная на основе решения обратной задачи линейного программирования;
- модель оптимального адаптивного распределения заданий в группе автономных роботов;
- модель оптимального управления роботом разведки на основе использования адаптивных управляемых марковских цепей.

Предложен алгоритм оценивания степени склонности к риску ЛПР-оператора, обучающего РТС, что дает инструмент для селектирования операторов – учителей роботов, применяемых при ликвидации пожаров и ЧС.

Предложен подход к решению задач концептуального проектирования систем мониторинга пожароопасной обстановки на основе использования автономных беспилотных летательных аппаратов.

12. Предложен ряд инструментов, направленных на повышение эффективности мониторинга готовности к ликвидации пожаров и ЧС в РСЧС, как сложной организационно-техническими системы, 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. Разработана система тестов, выполняемых в рамках экспертных процедур, с последующей обработкой с учетом многокритериальности показателей, свертку которых предложено выполнять на основе метода идеальной точки.

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.

13. 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. Для перевода на страховую модель механизмов государственной компенсации населению РФ ущерба от 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 СППР на различных уровнях МЧС.

Кроме использования страховых механизмов для возмещения ущерба от пожаров и ЧС предложены четыре варианта привлечения страховых средств и для материально-технического обеспечения деятельности пожарно-спасательных подразделений. В этих вариантах в разной степени используются механизмы страхования, лизинга и аутсорсинга. Показано, что в рамках приведенных вариантов страховая нагрузка на страхователей может быть существенно снижена (до десятых-сотых долей процента от величины среднедушевого дохода).

Таким образом, задачи разработки моделей и алгоритмов поддержки управления и организации ликвидации пожаров и ЧС решены и поставленные цели достигнуты.

**Список сокращений и условных обозначений**

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
СВК	– система внутреннего контроля
СДД	– среднедушевой доход
СИЗОД	– средство индивидуальной защиты органов дыхания
СиС	– силы и средства
СКО	– среднеквадратическое отклонение
СППР	– система поддержки принятия решений
СПТ	– служба пожаротушения
СТПР	– ситуация, требующая принятия решений
ТЗ	– транспортная задача
ТМ	– модель распределения ресурсов транспортного типа (ТЗ)
УОР	– управление оперативного реагирования
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

## Список литературы

1. Абдурагимов, Г.И. Теоретические основы совершенствования управления оперативными службами мегаполисов : дис. ... д-ра техн. наук : 05.13.10 / Абдурагимов Георгий Иосифович. – М., 2000. – 304 с.
2. Абрамов, А.П. Автоматизация планирования боевых действий при чрезвычайных ситуациях на основе онтологии предметной области / А.П. Абрамов, Е.А. Мешалкин, В.Т. Олейников // Комплексная безопасность России – исследования, управления, опыт : сборник материалов. – М.: НИЦ ФГУ ВНИИ ГОЧС (ФЦ), 2004. – С. 59–63.
3. Абчук, В.А. Справочник по исследованию операций / В.А. Абчук, Ф.А. Матвейчук, Л.П. Томашевский. – М.: Воениздат, 1979. – 368 с.
4. Агамалян, В.А. О создании единой системы группового управления робототехническими комплексами / В.А. Агамалян, Е.С. Калинина, С.Е. Симанов, С.Г. Цариченко // Экстремальная робототехника : сб. трудов 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 [Электронный ресурс] / А.Г. Аганбегян. – М.: Институт экономики роста им. Столыпина П.А. – Режим доступа: <http://stolypin.institute/publications/abel-aganbegyan-my-edinstvennaya-strana-gde-ofitsialnaya-minimalnaya-zarplata-nizhe-prozhitochnogo-minimuma/>.
6. Агафонов, Н.С. Страхование катастрофических рисков : мировой опыт и оптимальное решение для России / Н.С. Агафонов // Страховое дело. – 2015. – № 1. – С. 44–56.
7. Адлер, Ю.П. Планирование эксперимента при поиске оптимальных условий / Ю.Б. Адлер, Е.В. Маркова, Ю.В. Грановский. – М.: Наука, 1976. – 280 с.
8. Акимов, В.А. Основы анализа и управления риском в природной и техногенной сферах / В.А. Акимов, В.В. Лесных, Н.Н. Радаев. – М.: Деловой экспресс, 2004. – 352 с.



9. Акофф, Р. Искусство решения проблем / Р. Акофф. – М.: Мир, 1982. – 224 с.
10. Акофф, Р. О целеустремленных системах / Р. Акофф, Ф. Эмери. – М.: Сов. радио, 1974. – 272 с.
11. Акофф, Р. Основы исследования операций / Р. Акофф, М. Сасиени. – М.: Мир, 1971. – 536 с.
12. Алешков, М.В. Полигонные испытания роботизированной установки пожаротушения для объектов энергетики [Электронный ресурс] / М.В. Алешков, М.Д. Безбородько, И.А. Гусев, О.В. Двоенко, И.А. Ольховский // Технологии техносферной безопасности. – 2018. – Вып. 3 (79). – 10 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2018-3/02-03-18.ttb.pdf>.
13. Айвазян, С.А. Прикладная статистика и основы эконометрики / С.А. Айвазян, В.С. Мхитарян. – М.: Юнити, 1998. – 1000 с.
14. Акофф, Р. Планирование в больших экономических системах / Р. Акофф. – М.: Сов. радио, 1972. – 223 с.
15. Алексеев, С.П. О снижении времени прибытия первого пожарного подразделения к месту пожара [Электронный ресурс] / С.П. Алексеев // Технологии техносферной безопасности. – 2015. – Вып. 2 (60). – 5 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2015-2/27-02-15.ttb.pdf>.
16. Алексеев, С.П. О сокращении среднего времени прибытия первого пожарного подразделения на пожар в сельской местности [Электронный ресурс] / С.П. Алексеев // Технологии техносферной безопасности. – 2015. – Вып. 5 (63). – 7 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2015-5/11-05-15.ttb.pdf>.
17. Алехин, Е.М. О распределении Эрланга и некоторых его приложениях [Электронный ресурс] / Е.М. Алехин, Н.Н. Брушлинский, С.В. Соколов // Пожаровзрывобезопасность. – 2014. – Том 23. – № 6. – 7 с. – Режим доступа: [https://elibrary.ru/download/elibrary\\_22018774\\_76964089.pdf](https://elibrary.ru/download/elibrary_22018774_76964089.pdf).
18. Аникин, Б.А. Аутсорсинг и аутстаффинг: высокие технологии менеджмента / Б.А. Аникин, И.Л. Рудая. – М.: ИНФРА-М, 2017. – 330 с.
19. Ансофф, И. Стратегическое управление / И. Ансофф. – М.: Экономика, 1989. – 519 с.

20. Аоки, М. Оптимизация стохастических систем / М. Аоки. – М.: Наука, 1971. – 424 с.
21. Аристов, С.А. Многофункциональные имитационные системы поддержки принятия решений в управлении предприятием / С.А. Аристов. – М.: Финансы и статистика, 2007. – 352 с.
22. Арсеньев, Ю.Н. Принятие решений. Интегрированные интеллектуальные системы / Ю.Н. Арсеньев, С.И. Шеболаев, Т.Ю. Давыдов. – М.: Юнити-Дана, 2003. – 270 с.
23. Артеменко, В.Ф. Технология проведения специальных работ по ликвидации последствий химически опасных аварий / В.Ф. Артеменко, Г.В. Артеменко. – М.: Знание, 2004. – 64 с.
24. Аткинсон, Р. Введение в математическую теорию обучения / Р. Аткинсон, Г. Бауэр, Э. Кротерс. – М.: Мир, 1969. – 487 с.
25. Аудит-it.ru [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.audit-it.ru/amortizaciya/group5>.
26. Аутсорсинг пожарной безопасности [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://fireman.club/statyi-polzovateley/outsorsing-pozharnoy-bezopasnosti/>.
27. Баев, Д.В. Анализ состояния и применения робототехнических комплексов для проведения аварийно-спасательных работ в МЧС России / Д.В. Баев // Экстремальная робототехника : сб. трудов XXX-й Междунар. науч.-техн. конф. – СПб.: Гангут, 2019. – С. 148-149.
28. Бакнелл, Д.М. Фундаментальные алгоритмы и структуры данных в Delphi / Д.М. Бакнелл. – СПб.: ДиаСофтЮП, 2003. – 560 с.
29. Балдин, К.В. Риск-менеджмент / К.В. Балдин. – М.: Эксмо, 2006. – 368 с.
30. Баркалов, А.В. Об одной модификации метода Брауна / А.В. Баркалов, Н.В. Шестакова // Труды 10-й междисциплинарной конф. «Нелинейный мир». – Н. Новгород: НГУ, 2005. – С. 36-39.
31. Барский, А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений / А.Б. Барский. – М.: Финансы и Статистика, 2004. – 174 с.

32. Баруча-Рид, А.Т. Элементы теории марковских процессов и их приложения / А.Т. Баруча-Рид. – М.: Наука, 1969. – 511 с.
33. Беленький, В.З. Итеративные методы в теории игр и программировании / В.З. Беленький, В.А. Волконский. – М.: Наука, 1974. – 239 с.
34. Беляев, Л.С. Решение сложных оптимизационных задач в условиях неопределенности / Л.С. Беляев. – М.: Наука, 1978. – 126 с.
35. Бенайюн, Р. Линейное программирование при многих критериях / Р. Бенайюн, О. Ларичев, Ж. Монгольфье, Ж. Терни. – 1971. – Автоматика и телемеханика. – № 8. – С. 45-47.
36. Берж, К. Общая теория игр нескольких лиц / К. Берж. – М.: Физматгиз, 1961. – 127 с.
37. Беспилотные летательные аппараты [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://bp-la.ru/>.
38. Бешелев, С.Д. Математико-статистические методы экспертных оценок / С.Д. Бешелев, Ф.Г. Гурвич. – М.: Статистика, 1980. – 263 с.
39. Батуро, А.Н. Закономерности возникновения пожаров по различным группам причин / А.Н. Батуро, А.А. Мельник // Вестник СПб УГПС МЧС России. – 2012. – № 2. – С. 43-51.
40. Бомас, В.В. Поддержка субъективных решений в многокритериальных задачах / В.В. Бомас, В.А. Судаков. – М.: МАИ, 2011. – 176 с.
41. Борисов, А.Н. Принятие решений на основе нечетких моделей: примеры использования / А.Н. Борисов, О.А. Крумберг, И.П. Федоров. – Рига: Зинатне, 1990. – 184 с.
42. Борисов, А.Н. Интерактивные методы оценки решений / А.Н. Борисов, А.С. Левченков. – Рига: Зинатне, 1982. – 139 с.
43. Борисов, Т. Киборгов пошлют в огонь. Роботы помогут МЧС тушить пожары и спасать людей [Электронный ресурс] / Т. Борисов // Российская газета, 2016. – Вып. № 181 (7049). – Режим доступа: <https://rg.ru/2016/08/15/mchs-priniala-konceptsiu-razvitiia-robototehniki.html>.

44. Боровиков, В.П. Прогнозирование в системе STATISYICA в среде Windows: Основы теории и интенсивная практика на компьютере / В.П. Боровиков, Г.И. Ивченко. – М.: Финансы и статистика, 2006. – 384 с.
45. Боровиков, В.П. *Statistica*: искусство анализа данных на компьютере / В.П. Боровиков. – СПб.: Питер, 2001. – 656 с.
46. Борщев, А.В. От системной динамики и традиционного ИМ – к практическим агентным моделям: причины, технология, инструменты [Электронный ресурс] / А.В. Борщев. – Режим доступа: <http://www.gpss.ru/paper/borshevarc.pdf>.
47. Брайсон, А. Прикладная теория оптимального управления. Оптимизация, оценка и управление / А. Брайсон, Ю-Ши Хо. – М.: Мир, 1972. – 544 с.
48. Брушлинская, Г.К. К вопросу об одновременных вызовах пожарных подразделений / Г.К. Брушлинская // Труды Высшей школы МВД СССР. – 1972. – Вып. 33. – М.: ВШ МВД.
49. Брушлинская, Г.К. О принципах нормирования количества одновременных вызовов пожарных подразделений / Г.К. Брушлинская // Вопросы экономики в пожарной охране : сб. науч. тр. – М.: ВНИИПО МВД СССР. – 1972.
50. Брушлинский, Н.Н. О продолжительности и частоте одновременного обслуживания нескольких вызовов пожарными подразделениями города / Н.Н. Брушлинский, Г.К. Брушлинская // Вопросы экономики в пожарной охране : сб. науч. тр. – М.: ВНИИПО МВД СССР, 1975. – Вып. 4.
51. Брушлинский, Н.Н. К вопросу о расчетной продолжительности тушения пожара / Н.Н. Брушлинский, Г.К. Брушлинская // Вопросы экономики в пожарной охране. – М.: ВНИИПО МВД СССР, 1976. – Вып. 5.
52. Брушлинский, Н.Н. О вероятностном характере потока вызовов пожарных подразделений / Н.Н. Брушлинский, Г.К. Брушлинская, Л.Ю. Тяжелова // Труды Высшей школы МВД СССР. – М.: ВШ МВД. – 1972. – Вып. 33.
53. Брушлинский, Н.Н. К вопросу о математическом обосновании количества пожарных частей в городах / Н.Н. Брушлинский // Труды Высшей школы МООП СССР. – М.: Стройиздат, 1967. – Вып. 17.

54. Брушлинский, Н.Н. К вопросу о вычислении рисков / Н.Н. Брушлинский, Е.А. Клепко // Проблемы безопасности и чрезвычайных ситуаций. – М.: ВИНТИ, 2004. – Вып. 1. – С. 71-73.
55. Брушлинский, Н.Н. К вопросу о локальных и интегральных рисках / Н.Н. Брушлинский, Е.А. Клепко // Вестник Академии ГПС МЧС России. – М.: Академия ГПС. – 2007. – № 6. – С. 93-96.
56. Брушлинский, Н.Н. Моделирование оперативной деятельности пожарной службы / Н.Н. Брушлинский. – М.: Стройиздат, 1981. – 96 с.
57. Брушлинский, Н.Н. Безопасность городов. Имитационное моделирование городских процессов и систем / Н.Н. Брушлинский, Ю.И. Коломиец, С.В. Соколов, П.М. Вагнер. – М.: ФАЗИС, 2004. – 172 с.
58. Брушлинский, Н.Н. Безопасность городов. Имитационное моделирование городских процессов и систем / Н.Н. Брушлинский, С.В. Соколов, Е.М. Алехин, П. Вагнер, Ю.И. Коломиец. – М.: ФАЗИС, 2004. – 172 с.
59. Брушлинский, Н.Н. Опыт применения компьютерных имитационных систем моделирования деятельности экстренных служб [Электронный ресурс] / Н.Н. Брушлинский, С.В. Соколов, Е.М. Алехин, Ю.И. Коломиец, П. Вагнер // Пожаровзрывобезопасность. – 2016. – Том 25. – № 8. – 11 с. – Режим доступа: <https://www.fire-smi.ru/jour>.
60. Брушлинский, Н.Н. Оценка пожарных рисков в муниципальных образованиях Калужской области [Электронный ресурс] / Н.Н. Брушлинский, С.В. Соколов, Е.А. Клепко, С.Ю. Попков // Технологии техносферной безопасности. – 2011. – Вып. 2 (36). – 14 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2011-2/07-02-11.ttb.pdf>.
61. Брушлинский, Н.Н. Математические методы и модели управления в ГПС и РСЧС / Н.Н. Брушлинский, С.В. Соколов. – М.: АГПС МЧС России, 2011. – 250 с.
62. Булгаков, В.В. Совершенствование системы управления аварийно-спасательными формированиями при ликвидации чрезвычайных ситуаций на потенциально опасных объектах [Электронный ресурс] / В.В. Булгаков, А.О.

- Семенов, Д.В. Тараканов // Технологии техносферной безопасности. – 2010. – Вып. 4 (32). – 6 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2010-4/13-04-10.ttb.pdf>.
63. Бурков, В.Н. Механизмы функционирования организационных систем / В.Н. Бурков, В.В. Кондратьев. – М.: Наука, 1981. – 383 с.
64. Бурков, В.Н. Основы математической теории активных систем / В.Н. Бурков. – М.: Наука, 1977. – 255 с.
65. Бусленко, Н. П. Моделирование сложных систем / Н.П. Бусленко. – М.: Наука, 1978. – 399 с.
66. Буш, Р. Стохастические модели обучаемости / Р. Буш, Ф. Мостеллер. – М.: Физматгиз, 1962. – 483 с.
67. Бусленко, Н.П. Лекции по теории сложных систем / Н.П. Бусленко, В.В. Калашников, И.Н. Коваленко. – М.: Советское радио, 1973. – 440 с.
68. Бусленко, Н.П. Моделирование сложных систем / Н.П. Бусленко. – М.: Наука, 1978. – 400 с.
69. Бутырин, О.В. Технология оценивания эффективности функционирования систем обеспечения пожарной безопасности промышленных предприятий / О.В. Бутырин, А.В. Абаев. – Иркутск: ИрГУПС, 2010. – 132 с.
70. Бутузов, С.Ю. Оценка вариантов применения страховых механизмов для повышения эффективности обеспечения пожарной безопасности [Электронный ресурс] / С.Ю. Бутузов, В.Я. Вилисов // Инженерный вестник Дона. – 2021. – № 5. – 13 с. – Режим доступа: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2021/6959>.
71. Вагнер, Г. Основы исследования операций / Г. Вагнер. – Том 1. – М.: Мир, 1972. – 336 с.
72. Вагнер, Г. Основы исследования операций / Г. Вагнер. – Том 2. – М.: Мир, 1973. – 488 с.
73. Валиева, Е.Н. Модернизация финансового механизма обязательного медицинского страхования в РФ / Е.Н. Валиева // Вестник Самарского

- государственного экономического университета. Экономика. – 2013. – № 2. – С. 17–22.
74. Вальд, А. Последовательный анализ / А. Вальд. – М.: Физматгиз, 1960. – 328 с.
75. Вентцель, Е.С. Исследование операций / Е.С. Вентцель. – М.: Сов.радио, 1972. – 552 с.
76. Виленский, П.Л. Оценка эффективности инвестиционных проектов. Теория и практика / П.Л. Виленский, В.Н. Лившиц, С.А. Смоляк. – М.: Дело, 2002. – 888 с.
77. Вилисов, В.Я. Адаптивный выбор управленческих решений. Модели исследования операций как средство хранения знаний ЛПР / В.Я. Вилисов. – Саарбрюкен : LAP LAMBERT Academic Publishing, 2011. – 376 с.
78. Вилисов, В.Я. Адаптивные модели исследования операций в экономике / В.Я. Вилисов. – М.: Энит, 2007. – 286 с.
79. Вилисов, В.Я. Алгоритм выявления предпочтений оператора, управляющего робототехнической системой в игровой среде / В.Я. Вилисов // Информационно-технологический вестник. – 2018. – № 1 (15). – С. – 103-111.
80. Вилисов, В.Я. Алгоритм оптимального распределения ограниченных ресурсов на основе метода игровых итераций / В.Я. Вилисов // Информационно-технологический вестник. – 2019. – № 2 (20). – С. 89-99.
81. Вилисов, В.Я. Алгоритмы принятия решений при испытании ЛА / В.Я. Вилисов. – М.: Изд-во МАИ. – 1982. – 50 с.
82. Вилисов, В.Я. Анализ динамики обучения робота в условиях нестационарности критериев / В.Я. Вилисов // Информационно-технологический вестник. – 2014. – № 2 (2). – С. 34-39.
83. Вилисов, В.Я. Анализ транспортной модели с аппроксимацией предпочтений ЛПР / В.Я. Вилисов // Прикладная информатика. – 2012. – № 3 (39). – С. 100-108.
84. Вилисов, В.Я. Анализ эффективности обучения роботов в условиях целевой нестационарности / В.Я. Вилисов // Труды XI Международной научно-

- технической конференции «Вибрационные технологии, мехатроника и управляемые машины» : сб. научн. ст. в 2 частях : Ч. 2. – 2014. – Курск: Юго-Зап. гос. ун-т. – С. 282-287.
85. Вилисов, В.Я. Экспертные оценки в управлении аутсорсингом инновационного продукта / В.Я. Вилисов, С.В. Банк, Е.С. Сорокина // РИСК. – 2016. – № 1. – С. 81-84.
86. Вилисов, В.Я. Модели поддержки принятия решений при сбоях в аэропорту / В.Я. Вилисов, О.И. Баранчикова // Информационно-технологический вестник. – 2016. – № 3 (9). – С. 12-19.
87. Вилисов, В.Я. Экономико-математические оценки концепции страхового обеспечения безопасности в чрезвычайных ситуациях / В.Я. Вилисов, С.Ю. Бутузов // Вопросы региональной экономики. – 2019. – № 2 (39). – С. 149-157.
88. Вилисов, В.Я. Инфраструктура инноваций и малые предприятия: состояние, оценки, моделирование / В.Я. Вилисов, А.В. Вилисова. – М.: ИНФРА-М, 2015. – 228 с.
89. Вилисов, В.Я. Применение марковских цепей для прогнозирования развития пожара / В.Я. Вилисов, А.В. Вилисова // Матер. III Междунар. науч.-практ. конф. «Проблемы обеспечения безопасности» (Безопасность – 2021). – Т. 1. – Уфа: РИК УГАТУ. – 2021. – С. 103-108.
90. Вилисов, В.Я. Экспертные методы в АСУ производством и отработкой ЛА / В.Я. Вилисов, А.Я. Вовнобой, Д.П. Карпов, В.А. Лапушкин. – М.: Изд-во МАИ, 1984. – 72 с.
91. Вилисов, В.Я. Идентификация предпочтений ЛПР в задачах линейного программирования (Дисав ЛП) : Роспатент : свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2006613689 от 24.10.2006. – Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. – Заявка № 2006612951 от 29.08.2006.
92. Вилисов, В.Я. Исследование эффективности обучения робота в условиях изменяющихся критериев / В.Я. Вилисов // Экстремальная робототехника : тр. междунар. науч.-техн. конф. – СПб.: Политехника-Сервис, 2014. – С. 274-280.



93. Вилисов, В.Я. Комплекс имитационного моделирования адаптивного распределения ресурсов (Имитация ЛП) : Роспатент : свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2006613690 от 24.10.2006. – Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. – Заявка № 2006612953 от 29.08.2006.
94. Вилисов, В.Я. Аутсорсинг как инструмент инновационной робототехнической трансформации промышленного производства / В.Я. Вилисов, А.И. Куликов, Д.А. Васильченко // 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. – М.: Научный консультант, 2019. – С. 178-202.
95. Вилисов, В.Я. Адаптивные модели как вариант хранения актуальных знаний в системе управления предприятием / В.Я. Вилисов, Б.А. Лагоша // Вопросы региональной экономики. – 2011. – № 2. – С. 65-73.
96. Вилисов, В.Я. Подходы и технологии хранения актуальных знаний в организационно-технических системах / В.Я. Вилисов, Б.А. Лагоша // Вопросы региональной экономики. – 2011. – № 1. – С. 51-63.
97. Вилисов, В.Я. Марковская модель обучения робота целесообразному поведению / В.Я. Вилисов // Информационно-технологический вестник. – 2015. – № 4 (6). – С. 11-18.
98. Вилисов, В.Я. Марковская модель структуры системы управления / В.Я. Вилисов // 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 / В.Я. Вилисов. – Королев: КИУЭС, 2013. – 42 с.
100. Вилисов, В.Я. Машинное обучение распределению заданий в мультиагентной робототехнической системе при ликвидации чрезвычайных ситуаций / В.Я. Вилисов // Информационно-технологический вестник. – 2018. – № 2 (16). – С. 59-68.

101. Вилисов, В.Я. Метод оценивания склонности к риску ЛПР, управляющего робототехнической системой / В.Я. Вилисов // Экстремальная робототехника : тр. междунар. науч.-техн. конф. – СПб.: Политехника-Сервис, 2016. – С. 109-118.
102. Вилисов, В.Я. Методы выбора экономических решений. Адаптивные модели / В.Я. Вилисов. – М.: Финансы и статистика, 2006. – 228 с.
103. Вилисов В.Я. Модели оптимального планирования проверок подведомственных организаций / В.Я. Вилисов // Russian Journal of Management. – М.: ИНФРА-М. – 2017. – Вып. 2. – Том 5. – С. 299-305.
104. Вилисов, В.Я. Моделирование контрольных цифр бюджета вуза по данным об успеваемости / В.Я. Вилисов // Открытое образование. – 2013. – Вып. 6. – С. 4-9.
105. Вилисов, В.Я. Моделирование позиции оператора, управляющего роботом / В.Я. Вилисов // Информационно-технологический вестник. – 2016. – № 4 (10). – С. 48-55.
106. Вилисов, В.Я. Моделирование уровня риска решений, принимаемых при управлении ликвидацией пожаров [Электронный ресурс] /В.Я. Вилисов // Пожаровзрывобезопасность. – 2019. – № 28 (3). – 14 с. – Режим доступа: [https://elibrary.ru/download/elibrary\\_38242992\\_65661904.pdf](https://elibrary.ru/download/elibrary_38242992_65661904.pdf).
107. Вилисов, В.Я. Модели мониторинга эффективности инвестиционных направлений ОАО / В.Я. Вилисов // Материалы Науч.-практ. конф. «Системный анализ в экономике – 2012». – М.: ЦЭМИ РАН, 2012. – С. 21-24.
108. Вилисов, В.Я. Имитационная модель взаимодействия двух роботов в общей операционной среде / В.Я. Вилисов, Б.Ю. Мурашкин, А.И. Куликов // Экстремальная робототехника : тр. XXX Междунар. конф. – СПб.: И-ПК Гангут. – 2019. – С. 473-476.
109. Вилисов, В.Я. Об алгоритмах адаптации работа к целевым предпочтениям ЛПР / В.Я. Вилисов // Экстремальная робототехника : сб. докл. Всеросс. научн.-техн. конф. – СПб.: Политехника-Сервис, 2012. – С. 124-130.

110. Вилисов, В.Я. Об оценке уровня риска решений, принятых в чрезвычайных ситуациях / В.Я. Вилисов // Матер. XI международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем MLSD'2018)». – Том. 2. – М.: ИПУ РАН, 2018. – 552 с. – С. 228-230.
111. Вилисов, В.Я. Обучение мобильного робота на основе адаптивных управляемых марковских цепей / В.Я. Вилисов // Экстремальная робототехника : сб. тр. междунар. науч.-тех. конф. – СПб.: Политехника-Сервис, 2015. – С. 94-104.
112. Вилисов, В.Я. Обучение робота в условиях неполной информации / В.Я. Вилисов // Экстремальная робототехника – робототехника для работы в условиях опасной окружающей среды : сб. тр. VII Междунар. симпоз. – 2013. – СПб.: Политехника-Сервис. – С. 342-354.
113. Вилисов, В.Я. Обучение робототехнической системы оптимальному поведению в условиях противодействия / В.Я. Вилисов // Экстремальная робототехника : сб. тр. междунар. науч.-техн. конф. – 2017. – СПб.: И-ПК Гангут. – С. 52-55.
114. Вилисов, В.Я. Оптимальное управление предъявлениями данных ЛПР в задачах линейного программирования (Эксперимент ЛП) : Роспатент : свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2006613716 от 25.10.2006. – Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. - Заявка № 2006612952 от 30.08.2006.
115. Вилисов, В.Я. Применение марковских цепей для моделирования и прогнозирования развития пожара [Электронный ресурс] / В.Я. Вилисов // Инженерный вестник Дона – 2021. – № 3. – 11 с. – 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 / В.Я. Вилисов // 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 [Электронный ресурс] / В.Я. Вилисов // Инженерный вестник Дона. – 2021. – № 4. – 14 с. – Режим доступа: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2021/6960>.
118. Вилисов, В.Я. Решение задач линейного программирования методом игровых итераций (Скат ЛП) : Роспатент : свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2006613688 от 24.10.2006. – Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. – Заявка № 2006612950 от 29.08.2006.
119. Вилисов, В.Я. Байесовские решения в процессе отработки технических систем / В.Я. Вилисов, М.Ф. Росин // Сб. науч. тр. МАИ; под ред. Б.Н. Петрова. – М.: Изд-во МАИ, 1976. – Вып. № 367. – С. 36-41.
120. Вилисов, В.Я. Управление экспериментом в процессе разработки технических систем / В.Я. Вилисов, М.Ф. Росин // Техническая кибернетика. – Изв. АН СССР. – 1976. – № 6. – С. 76-88
121. Вилисов, В.Я. Система автоматизированного выбора вариантов на основе многоуровневого направленного зондирования и адаптивных моделей предпочтений (СКАТ) / В.Я. Вилисов, А.А. Рубцов // Сб. тез. докл. всесоюз. конф. «Создание и применение гибридных экспертных систем». – Рига: РПИ, 1990. – С. 71-74.
122. Вилисов, В.Я. Адаптивная транспортная логистическая модель / В.Я. Вилисов, С.Е. Сабо // Информационно -технологический вестник. – 2014. – № 2 (2). – С. 40-45.
123. Вилисов, В.Я. Система моделей для анализа и управления эффективностью реагирования подразделений противопожарной службы [Электронный ресурс] / В.Я. Вилисов, В.Л. Семиков, С.П. Алексеев // Технологии техносферной безопасности. – 2019. – Вып. 3 (85). – 12 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2019-3/04-03-19.ttb.pdf>.

124. Вилисов, В.Я. Статистический анализ зависимости показателей ущерба от времени прибытия первого пожарного подразделения на пожар [Электронный ресурс] / В.Л. Семиков, С.П. Алексеев, В.Я. Вилисов // Технологии техносферной безопасности. – 2019. – Вып. 2 (84). – 12 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2019-2/02-02-19.ttb.pdf>.
125. Вилисов, В.Я. Инструменты внутреннего контроля / В.Я. Вилисов, И.Е. Суков. – М.: ИНФРА-М. – 2016. – 262 с.
126. Вилисов, В.Я. Транспортная модель, аппроксимирующая предпочтения ЛПР / В.Я. Вилисов // Прикладная информатика. – 2010. – Вып. 6 (30). – С. 101-110.
127. Вилисов, В.Я. Управление переключениями тарифных планов сотовой связи / В.Я. Вилисов // Управление большими системами. – 2012. – Вып. 40. – 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 / В.Я. Вилисов. – М.: ГОНТИ-1, 1989. – 64 с.
129. Вилисов, В.Я. Эффективная процедура обучения модели предпочтениям ЛПР / В.Я. Вилисов // Открытое образование. – Вып. 3. – 2008. – С. 17-20.
130. Вилкас, Э.Й. Оптимальность в играх и решениях / Э.Й. Вилкас. – М.: Наука, 1990. – 256 с.
131. Винер Н. Кибернетика или управление и связь в животном и машине / Н. Винер. – М.: Сов. радио, 1968. – 326 с.
132. Власенко, А.Н. Система для автономного мониторинга радиационной обстановки вокруг атомной электростанции / А.Н. Власенко, А.Ю. Ивашева, О.Е. Лапин, В.Г. Микуцкий, П.В. Семенихин // Экстремальная робототехника и конверсионные тенденции : сб. тр. XXIX Междунар. науч.-тех. конф. – СПб.: Гангут, 2018. – С. 139-147.
133. Власов, К.С. Многомерный анализ показателей оперативной деятельности пожарных подразделений / К.С. Власов, А.Н. Денисов, В.В. Зыков // Пожарная безопасность. – 2013. – Вып. 4. – С. 80-84.

134. Власов, К.С. Перспективы применения наземных робототехнических средств на пожарах в условиях отрицательных температур / К.С. Власов, А.А. Порошин, Е.В. Павлов // Пожарная безопасность. – 2016. – № 1. – С. 54–62.
135. Власов, К.С. Математическая модель организации управления роботизированными пожарными подразделениями при тушении крупных пожаров [Электронный ресурс] / К.С. Власов, С.Г. Цариченко // Технологии техносферной безопасности. – 2015. – Вып. 2 (60). – 6 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2015-2/26-02-15.ttb.pdf>.
136. Воднев, С.А. Оценка эффективности реагирования аварийно-спасательных служб на чрезвычайные ситуации на транспорте / С.А. Воднев, А.В. Матвеев // 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>.
138. Воробьев, Н.Н. Основы теории игр. Бескоалиционные игры / Н.Н. Воробьев. – М.: Наука, 1984. – 495 с.
139. Воронцов, К.В. Машинное обучение [Электронный ресурс] / К.В. Воронцов. – Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%9C%D0%BE>.
140. Гадецкая, С.В. Определение числовых характеристик двусторонне усеченного экспоненциального и гамма-распределения / С.В. Гадецкая, В.Ю. Дубницкий // Системы обработки информации. – 2008. – Вып. 2 (69). – С. 2-5.
141. Газман, В.Д. Лизинг недвижимости / В.Д. Газман. – М.: Изд. дом ВШЭ. – 2018. – 443 с.
142. Галин, Р.Р. Виртуальный полигон для эффективного взаимодействия роботов в многоагентной робототехнической системе / Р.Р. Галин // Нальчик: Изв. Каб.-Балк. НЦ РАН. – 2018. – № 6 (86). – Ч. 2. – с. 108-113.
143. Гафт, М.Г. Принятие решений при многих критериях / М.Г. Гафт. – М.: Знание, 1979. – 64 с.

144. Гермейер, Ю.Б. Игры с противоположными интересами / Ю.Б. Гермейер. – М.: Наука, 1976. – 327 с.
145. Гермейер, Ю.Б. Введение в теорию исследования операций / Ю.Б. Гермейер. – М.: Наука, 1971. – 383 с.
146. Гладков, П.С. Моделирование занятости пожарного автомобиля как системы массового обслуживания на основе метода псевдосостояний / П.С. Гладков, С.В. Гладков // Приложение к журналу «Современные наукоемкие технологии». – 2008. – № 2. – С. 46-58.
147. Глушков, В.М. Введение в АСУ / В.М. Глушков. – Киев: Техника, 1974. – 320 с.
148. Глушков, В.М. К вопросу системной оптимизации в многокритериальных задачах линейного программирования / В.М. Глушков, В.С. Михалевич, В.Л. Волкович, Г.А. Доленко // Кибернетика. – 1980. – № 5. – С. 89-90.
149. Глушков, В.М. Основы безбумажной информатики / В.М. Глушков. – М.: Наука, 1982. – 552 с.
150. Горелик, В.А. Теоретико-игровые модели принятия решений в эколого-экономических системах / В.А. Горелик, А.Ф. Кононенко. – М.: Радио и связь, 1982. – 145 с.
151. Горло, В.И. Использование математических моделей при оценке эффективности систем внутреннего контроля / В.И. Горло // Экономический анализ: теория и практика. – 2007. – № 4. – с. 57-61.
152. Гражданская защита. Понятийно-терминологический словарь / Под общ. ред. Ю.Л. Воробьева. – М.: Изд. «Флайст». Инф.-изд. Центр «Геополитика». – 2001. – 240 с.
153. Грень, Е. Статистические игры и их применение / Е. Грень. – М.: Статистика, 1975. – 176 с.
154. Григорьев, А.Н. Управление силами и средствами при тушении пожаров (тактические возможности пожарных подразделений) / А.Н. Григорьев, С.В. Гундар, А.Н. Денисов. – М.: АГПС МЧС России, 2015. – 112 с.

155. Группа компаний Вектор [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://vertodrom.com/doc/depo\\_price\\_tip1.pdf](http://vertodrom.com/doc/depo_price_tip1.pdf).
156. Гхосал, А. Прикладная кибернетика и ее связь с исследованием операций / А. Гхосал. – М.: Радио и связь, 1982. – 128 с.
157. Данилин, В.И. Операционное и финансовое планирование в корпорации / В.И. Данилин. – М.: Наука, 2006. – 332 с.
158. Данилин, В.И. Финансовое и операционное планирование в корпорации. Методы и модели / В.И. Данилин. – М.: Изд. дом «Дело» РАНХиГС, 2014. – 616 с.
159. Данциг, Дж.Б. Линейное программирование, его применения и обобщения / Дж.Б. Данциг. – М.: Прогресс, 1966. – 601 с.
160. Де Гроот, М. Оптимальные статистические решения / М. Де Гроот. – М.: Мир, 1974. – 492 с.
161. Декрет СНК РСФСР «О государственном имущественном страховании» от 6 октября 1921г. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [https://ru.wikipedia.org/wiki/Госстрах\\_СССР](https://ru.wikipedia.org/wiki/Госстрах_СССР)
162. Джарратано, Д. Экспертные системы: принципы разработки и программирование / Д. Джарратано, Г. Райли. – М.: Вильямс, 2007. – 1152 с.
163. Дрейпер, Н. Прикладной регрессионный анализ / Н. Дрейпер, Г. Смит. – М.: Статистика, 1973. – 392 с.
164. Дударев, Г.И. Экспертные системы и перспективы их использования в пожарной охране / Г.И. Дударев, В.А. Кокушкин, Е.А. Мешалкин // Обзорная информация. – 1988. – Вып. 6. – М.: ГИЦ МВД СССР. – 43 с.
165. Дэвид, Г. Метод парных сравнений / Г. Дэвид. – М.: Статистика, 1978. – 144 с.
166. Евланов, Л.Г. Теория и практика принятия решений / Л.Г. Евланов. – М.: Экономика, 1984. – 154 с.
167. Евланов, Л.Г., Кутузов В.А. Экспертные оценки в управлении / Л.Г. Евланов, В.А. Кутузов. – М.: Экономика, 1978. – 133 с.



168. Еремин, О.Б. Исполнению бюджета – эффективные системы внутреннего контроля / О.Б. Еремин, И.Е. Суков, В.Я. Вилисов // Бюджет. – 2014. – Вып. 6. – С. 88-89.
169. Ермолов, И.Л. Проблемы группового применения робототехнических комплексов и пути их решения / И.Л. Ермолов, С.П. Хрипунов // Экстремальная робототехника и конверсионные тенденции : сб. тр. XXIX Междунар. науч.-тех. конф. – СПб.: Гангут, 2018. – С. 279-285.
170. Емелина, Н.В. Обоснование экономической эффективности управления промышленным предприятием на основе аутсорсинга [Электронный ресурс] / Н.В. Емелина // Изв. Самарского науч. центра РАН. – 2010. – Ульяновск: УГТУ. – 5 с. – Режим доступа: [http://www.ssc.smr.ru/media/journals/izvestia/2010/2010\\_4\\_521\\_525.pdf](http://www.ssc.smr.ru/media/journals/izvestia/2010/2010_4_521_525.pdf).
171. Емельнов, Д.И. Система управления рисками на предприятиях, как одна из форм внутреннего контроля / Д.И. Емельнов, Н.Н. Образцов, А.А. Тихоненко, В.А. Осьмухина // 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 / А.А. Емельянов. – СПб.: Гос.инж-эк.академия. – 2000. – 375 с.
173. Емец, О.А. Сравнение методов решения игровых задач: числовые эксперименты [Электронный ресурс] / О.А. Емец, Д.Н. Ольховский, Е.В. Ольховская // Искусственный интеллект. – 2014. – № 1. – 10 с. – Режим доступа: <http://dspace.nbuv.gov.ua/bitstream/handle/123456789/85236/7-1emets.pdf?sequence=1>.
174. Ермольев, Ю.М. Методы стохастического программирования / Ю.М. Ермольев. – М.: Наука, 1976. – 240 с.
175. Заде, Л. Понятие лингвистической переменной и ее применение / Л. Заде. – М.: Мир, 1976. – 176 с.
176. Зайцев, М.Г. Методы оптимизации управления и принятия решений: примеры, задачи, кейсы / М.Г. Зайцев, С.Е. Верюхин. – М.: Дело, 2008. – 665 с.

177. Иванов, О.Б. Классификация нарушений и рисков в системе внутреннего аудита и контроля хозяйствующего субъекта (на примере ООО «Российские железные дороги») / О.Б. Иванов, Т.В. Лаврова // 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/>.
179. Ириков, В.А. Распределенные системы принятия решений / В.А. Ириков, Н.Н. Тренев. – М.: Наука, 1999. – 285 с.
180. Искусственная нейронная сеть для оценки эффективности реагирования в многоуровневой системе предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций : Роспатент : свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021615358 от 07.04.2021. – Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. – Заявка № 2021614405 от 29.03.2021.
181. Исследование операций. Методологические основы и математические методы / Под ред. Дж. Моудера, С. Элмаграби : в 2-х т. – Т. 1. – М.: Мир, 1981. – 716 с.
182. Исследование операций. Модели и применения / Под ред. Дж. Моудера, С. Элмаграби : в 2-х т. – Т. 2. – М.: Мир, 1981. – 684 с.
183. Исайкин, Ф.А. Оптимизация маршрутов следования мобильных групп к местам происшествий / Ф.А. Исайкин // Информационные технологии и компьютерные модели в деятельности ОВД. – М.: АМВД России, 1996. – С. 74–80.
184. Кайбичева, Е.И. Расчет индекса среднего времени прибытия на пожар в Российской Федерации по данным 2006-2010 гг. / Е.И. Кайбичева, И.А. Кайбичев // Вестник воронежского института ГПС МЧС России. – 2016. – № 3 (20). – С. – 27-35.
185. Калмыков, С.П. Время обнаружения очага пожара [Электронный ресурс] / С.П. Калмыков, В.М. Есин // Пожаровзрывобезопасность. – 2017. – Т. 26. – №

11. – 12 с. – Режим доступа:  
[https://elibrary.ru/download/elibrary\\_32297953\\_35978219.pdf](https://elibrary.ru/download/elibrary_32297953_35978219.pdf).
186. Канеман, Д. Принятие решений в неопределенности: правила и предубеждения / Д. Канеман, П. Словик, А. Тверски. – Харьков: Гуманитарный центр, 2005. – 632 с.
187. Карлин, С. Основы теории случайных процессов / С. Карлин. – М.: Мир, 1971. – 536 с.
188. Карпов, Ю.Г. Имитационное моделирование систем. Введение в моделирование с AnyLogic 5 / Ю.Г. Карпов. – СПб.: БХВ-Петербург, 2009. – 400 с.
189. Картеничев, А.Ю. Беспилотные летательные аппараты – новые технологии тушения пожаров / А.Ю. Картеничев, Е.В. Панфилова // Актуальные проблемы обеспечения пожарной безопасности и защиты от чрезвычайных ситуаций. – Сб. Всеросс. научн.-практ. конф. – Железногорск. – 2019. – С. 768-775.
190. Квейд, Э. Анализ сложных систем / Э. Квейд. – М.: Сов. радио, 1969. – 520 с.
191. Кемени, Дж. Кибернетическое моделирование. Некоторые приложения / Дж. Кемени, Дж. Снелл. – М.: Сов. радио, 1972. – 192 с.
192. Ким, Дж.О. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ / Дж.О. Ким, Ч.У. Мьюллер, У.Р. Клекка. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 216 с.
193. Кластерный анализ / Б. Дюран, П. Оделл. – М.: Статистика, 1977. – 127 с.
194. Кини, Р.Л. Принятие решений при многих критериях: предпочтения и замещения / Р.Л. Кини, Х. Райфа. – М.: Радио и связь, 1981. – 560 с.
195. Клейнер, Г.Б. Стратегия предприятия / Г.Б. Клейнер. – М.: Дело, 2008. – 568 с.
196. Клиланд, Д. Системный анализ и целевое управление / Д. Клиланд, В. Кинг. – М.: Сов. радио, 1974. – 280 с.
197. Климовцов В.М. Распределенные системы поддержки принятия решений в управлении Государственной противопожарной службой / В.М. Климовцов // Материалы II междунар. конф. «Системы безопасности – 2002». – М.: АГПС МЧС России. – 2002. – С. – 145–146.

198. Кобзарь, А.И. Сравнительный анализ решения матричной игры  $m \times n$  методом линейного программирования и итерационным методом Брауна-Робинсон [Электронный ресурс] / А.И. Кобзарь, И.В. Тикменова, В.Н. Тикменов // Электронные информационные системы. – 2014. – № 3 (3). – 20 с. – Режим доступа: [https://elibrary.ru/download/elibrary\\_23618071\\_94796273.pdf](https://elibrary.ru/download/elibrary_23618071_94796273.pdf).
199. Колодяжный, С.А. Определение критического времени эвакуации при пожаре по потере видимости / С.А. Колодяжный, И.И. Переславцева // Научный вестник воронежского ГАСУ. – 2014. – № 4 (36). – С. 168-176.
200. Корнилова, Т.В. Психология риска и принятия решений / Т.В. Корнилова. – М.: Аспект Пресс, 2003. – 286 с.
201. Коршунов, Н.А. Воздушные роботы для защиты и охраны лесов: от аппаратов к системам [Электронный ресурс] / Н.А. Коршунов // Авиапанорама. – 2017. – Режим доступа: <https://www.aviapanorama.ru/2017/07/vozdushnye-roboty-dlyazashhity-i-oxrany-lesov->.
202. Кофман, А. Методы и модели исследования операций. Целочисленное программирование / А. Кофман, А. Анри-Лабордер. – М.: Мир, 1977. – 432 с.
203. Крапивин, В.Ф. Теоретико-игровые методы синтеза сложных систем в конфликтных ситуациях / В.Ф. Крапивин. – М.: Сов. радио, 1972. – 192 с.
204. Кривошонок, В. Мифы о пожарном мониторинге [Электронный ресурс] / В. Кривошонок // Системы безопасности. – 2018. – № 6. – 4 с. – Режим доступа : <http://lib.secuteck.ru/articles2/firesec/mify-o-pozharnom-monitoringe/>.
205. Круг, Г.К. Планирование эксперимента в задачах идентификации и экстраполяции / Г.К. Круг, Ю.А. Сосулин, В.А. Фатуев. – М.: Наука, 1977. – 208 с.
206. Куличенко, А.Д. Исследование возможностей применения гетерогенной группы роботов для поиска и локализации источников ионизирующего излучения / А.Д. Куличенко, Е.Ю. Смирнова // Экстремальная робототехника и конверсионные тенденции : сб. тр. XXIX Междунар. науч.-тех. конф. – СПб.: Гангут, 2018. – С. 171-179.

207. Лабскер, Л.Г. Теория критериев оптимальности и экономические решения / Л.Г. Лабскер. – М.: Кнорус, 2009. – 744 с.
208. Ларичев, О.И. Человеко-машинные процедуры решения многокритериальных задач линейного программирования с простыми иерархическими моделями / О.И. Ларичев, Б.Ц. Бебчук // Системы и методы поддержки принятия решений : сб. трудов ВНИИСИ. – 1986. – Вып. 12. – С. 100-108.
209. Ларичев, О.И. Выявление экспертных знаний / О.И. Ларичев, А.И. Мечитов, Е.М. Мошкович, Е.М. Фуремс. – М.: Наука, 1989. – 128 с.
210. Ларичев, О.И. О возможностях получения от человека непротиворечивых оценок многомерных альтернатив / О.И. Ларичев, Е.М. Мошкович // 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 / О.И. Ларичев. – М.: Наука, 1979. – 200 с.
212. Ларичев, О.И. Компьютерные системы суждения по прецедентам (обзор) / О.И. Ларичев, Ю.В. Низкоус // Информационные технологии и вычислительные системы. – 2000. – № 1. – С. 3-12.
213. Ларичев, О.И. Аналитический обзор процедур решения многокритериальных задач математического программирования / О.И. Ларичев, А.Д. Никифоров // Экономика и математические методы. – 1986. – Вып. 2. – Т. 16. – С. 508-523.
214. Ларичев, О.И. Объективные модели и субъективные решения / О.И. Ларичев. – М.: Наука, 1987. – 143 с.
215. Ларичев, О.И. Системы поддержки принятия решений. Современное состояние и перспективы развития / О.И. Ларичев, А.Б. Петровский // Итоги науки. Техническая кибернетика. – М.: ВИНТИ. – 1987. – Т. 21. – С. 131-164.
216. Ларичев, О.И. Человеко-машинные процедуры решения многокритериальных задач математического программирования / О.И. Ларичев, О.А. Поляков // Экономика и математические методы. – 1980. – Вып. 1. – Т. 16. – С. 129-145.

217. Ларичев, О.И. Проблемы взаимодействия человек-ЭВМ в системах поддержки принятия решений / О.И. Ларичев // Сб. трудов ВНИИСИ. – 1984. – Вып. 9. – С. 20-28.
218. Ларичев, О.И. Теория и методы принятия решений / О.И. Ларичев. – М.: Логос, 2002. – 392 с.
219. Лери, М.М. Лесной пожар на случайном графе со сгораемыми ребрами / М.М. Лери, Ю.Л. Павлов // Уч. запис. Петрозаводского гос. универ. – 2013. – № 2. – С. 96-99.
220. Ли, Р. Оптимальные оценки, определение характеристик и управление / Р. Ли. – М.: Наука, 1966. – 176 с.
221. Ли, Ц. Оценивание параметров марковских моделей по агрегированным временным рядам / Ц. Ли, Д. Джадж, А. Зельнер. – 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>.
223. Ложный вызов пожарных: штрафы и ответственность [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://fireman.club/statyi-polzovateley/lozhnyiy-vyizov-pozharnyih-shtrafyi-i-otvetstvennost/>.
224. Лукашин, Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов / Ю.П. Лукашин. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
225. Лунгу, К.Н. Линейное программирование. Руководство к решению задач / К.Н. Лунгу. – М.: Физматлит, 2005. – 128 с.
226. Майер, Р.В. Компьютерная двухкомпонентная вероятностная модель изучения дисциплины [Электронный ресурс] / Р.В. Майер // Современное образование. – 2015. – № 1. – 11 с. – Режим доступа: [http://enotabene.ru/pp/article\\_13701.html](http://enotabene.ru/pp/article_13701.html).
227. Майер, Р.В. Компьютерная модель обучения с изменяющимся коэффициентом забывания [Электронный ресурс] / Р.В. Майер. – 5 с. – Режим доступа: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1401/1401.2617.pdf>.

228. Майн, Х. Марковские процессы принятия решений / Х. Майн, С. Осаки. – М.: Наука, 1977. – 176 с.
229. Макаров, В.Л. Микроэкономика знаний / В.Л. Макаров, Г.Б. Клейнер. – М.: Экономика, 2007. – 204 с.
230. Малышев, К. С. Применение алгоритмов с элементами искусственного интеллекта к решению задачи исключения ложных срабатываний автоматической пожарной сигнализации / К.С. Малышев // Современные тенденции технических наук: материалы Междунар. науч. конф. – Уфа: Лето, 2011. – С. 45-46. – Режим доступа: <https://moluch.ru/conf/tech/archive/5/1132/>.
231. Манько, С.В. Групповое управление роботами в задачах разбора завалов и демонтажа объектов атомной отрасли / С.В. Манько, С.А. Диане, В.М. Лохин, А.К. Новосельский // Экстремальная робототехника и конверсионные тенденции : сб. тр. XXIX Междунар. науч.-тех. конф. – СПб.: Гангут, 2017. – С. 132-133
232. Маркова, Е.В. Комбинаторные планы в задачах многофакторного эксперимента / Е.В. Маркова, А.Н. Лисенков. – М.: Наука, 1979. – 345 с.
233. Матвеев, А.В. Методика оценки эффективности управления силами и средствами гарнизона пожарной охраны [Электронный ресурс] / А.В. Матвеев, А.В. Максимов, А.А. Крупкин // Вестник СПб УГПС МЧС России. – 2015. – № 4. – 5 с. – Режим доступа: <https://elibrary.ru/item.asp?id=25294880>.
234. Матричные игры / Под ред. Н.Н. Воробьева. – М.: Наука, 1961. – 282 с.
235. Матюшин, А.В. Территориальное распределение кадровых ресурсов противопожарной службы на основе подходов теории активных систем [Электронный ресурс] / А.В. Матюшин, В.А. Минаев, А.И. Овсяник, В.В. Симаков, Н.Г. Топольский, Куок Минь Чу // Пожаровзрывобезопасность. – 2016. – Т. 25. – № 12. – 9 с. – Режим доступа: [https://elibrary.ru/download/elibrary\\_28370250\\_43529946.pdf](https://elibrary.ru/download/elibrary_28370250_43529946.pdf).
236. Медич, Дж. Статистически оптимальные линейные оценки и управление / Дж. Медич. – М.: Энергия, 1973. – 440 с.

237. Меньшов, А.И. Человек в системе управления летательными аппаратами / А.И. Меньшов, Г.И. Рыльский. – М.: Машиностроение, 1976. – 191 с.
238. Месарович, М. Теория иерархических многоуровневых систем / М. Месарович, Д. Мако, И. Такахара. – М.: Мир, 1973. – 344 с.
239. Миркин, Б.Г. Проблема группового выбора / Б.Г. Миркин. – М.: Наука, 1974. – 254 с.
240. Млодинов, Л. (Не)совершенная случайность. Как случай управляет нашей жизнью / Л. Млодинов. – М.: Livebook/Гаятри, 2010. – 352 с.
241. Моделирование рискованных ситуаций в экономике и бизнесе / 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 / Н.Н. Моисеев. – М.: Молодая гвардия, 1984. – 224 с.
243. Моисеев, Н.Н. Математические задачи системного анализа / Н.Н. Моисеев. – М.: Наука, 1981. – 488 с.
244. Морз, Ф.М. Методы исследования операций / Ф.М. Морз, Д.Е. Кимбел. – М.: Сов.радио, 1956. – 307 с.
245. Моррис, У. Наука об управлении. Байесовский подход / У. Моррис. – М.: Мир, 1971. – 304 с.
246. Мостеллер, Ф. Анализ данных и регрессия / Ф. Мостеллер, Д. Тьюки. – В 2-х выпусках. – Вып. 1. – М.: Финансы и статистика, 1982. – 317 с.
247. Моторыгин, Ю.Д. Оценка времени горения легкового автомобиля с помощью конечных цепей Маркова [Электронный ресурс] / Ю.Д. Моторыгин, В.А. Ловчиков, С.В. Шарапов, А.И. Иванов // Пожаровзрывобезопасность. – 2008. – Т. 17. – № 2. – 4 с. – Режим доступа: [https://elibrary.ru/download/elibrary\\_12510600\\_68869912.pdf](https://elibrary.ru/download/elibrary_12510600_68869912.pdf)
248. Мушик, Э. Методы принятия технических решений / Э. Мушик, П. Мюллер. – М.: Мир, 1990. – 204 с.
249. МЧС-медиа [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.mchsmedia.ru/folder/50685>.



250. МЧС России. Официальный сайт [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.mchs.gov.ru/>.
251. Мыльник, В.В. Исследование систем управления / В.В. Мыльник, Б.П. Титаренко, В.А. Волочиенко. – М.: Деловая книга, 2003. – 352 с.
252. Назаров, М.А. Оценка эффективности систем внутреннего контроля с использованием математических методов / М.А. Назаров. – М.: Финиздат, 2002. – 250 с.
253. Назарова, А.В. Распределенное решение задач в многоагентной робототехнической системе / А.В. Назарова, М. Чжай // Экстремальная робототехника : сб. тр. XXVIII Междунар. науч.-тех. конф. – СПб.: Гангут. – 2017. – С. 139-140.
254. Назин, А.В. Адаптивный выбор вариантов: рекуррентные алгоритмы / А.В. Назин, А.С. Позняк. – М.: Наука, 1986. – 288 с.
255. Найт, Ф.Х. Риск, неопределенность и прибыль / Ф.Х. Найт. – М.: Дело, 2003. – 360 с.
256. Налимов, В.В. Теория эксперимента / В.В. Налимов. – М.: Наука, 1971. – 208 с.
257. Негойцэ, К. Применение теории систем к проблемам управления / К. Негойцэ. – М.: Мир, 1981. – 180 с.
258. Нейлор, К. Как построить свою экспертную систему / К. Нейлор. – М.: Энергоатомиздат, 1991. – 288 с.
259. Нейман, Дж. Теория игр и экономическое поведение / Дж. Нейман, О. Моргенштерн. – М.: Наука, 1970. – 707 с.
260. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / Под ред. В.П. Боровикова. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 392 с.
261. Нестеренко, А.Г. Анализ беспилотных авиационных систем в качестве потенциальной платформы для размещения ретранслятора для размещения радиосигнала в интересах Единой Государственной системы предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций / А.Г. Нестеренко, А.Л. Шидловский,

- А.Ф. Галимов // Проблемы управления рисками в техносфере. – 2016. – № 3 (39). – С. 26-33.
262. Никифоров, В.В. Эффективность разделения вычислительных ресурсов между задачами в системах управления роботами / В.В. Никифоров, В.А. Павлов // Экстремальная робототехника : сб. тр. XXVII Междунар. науч.-тех. конф. – СПб: Изд. АП4Принт, 2016. – С. 255-261.
263. Николаев, В.И. Системотехника: методы и приложения / В.И. Николаев, В.М. Брук. – 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>.
265. Новиков, Д.А. Иерархические модели военных действий / Д. А. Новиков // Управление большими системами. – Вып. 37. – 2012. – С. 25-62.
266. Новиков, Д.А. Модели стратегической рефлексии / Д. А. Новиков // Автоматика и телемеханика. – 2012. – № 1. – С. 3-23.
267. Ногин, В.Д. Принятие решений в многокритериальной среде: количественный подход / В.Д. Ногин. – М.: Физматлит, 2005. – 176 с.
268. Нормативные и дескриптивные модели принятия решений / Сб. науч. тр. – М.: Наука, 1981. – 350 с.
269. Носач, Ю. И. Тактические приемы наземных робототехнических комплексов при тушении пожаров на основе опыта применения в составе группировки ФГБУ ВНИИПО МЧС России / Ю.И. Носач, И.А. Пеньков, Ю.В. Гаршин // Сб. тр. XXX Междунар. науч.-практ. конф. «Предотвращение. Спасение. Помощь». – М.: ФГБВОУ ВО АГЗ МЧС России. – 2020. – С. 33-38.
270. Носач, Ю.И. Проблемы и перспективы развития робототехнических комплексов пожаротушения среднего и тяжелого классов при тушении крупных пожаров в зданиях и сооружениях / Ю.И. Носач, И.А. Пеньков, П.М. Литвин // 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\\_vyezдов\\_garnizona\\_g\\_moskvy/9-1-0-641](https://pojaru.net.ru/load/raspisanie_vyezдов_garnizona_g_moskvy/9-1-0-641).
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/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_40241/).
273. Обзор рынка лизинга. Банки.ру [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.banki.ru/news/bankpress/?id=6447631>.
274. Обработка нечеткой информации в системах принятия решений / А.Н. Борисов, А.В. Алексеев, Г.В. Меркурьев. – М.: Радио и связь, 1989. – 311 с.
275. Орлов, А.И. Эконометрика / А.И. Орлов. – М.: Изд. Экзамен, 2002. – 576 с.
276. Орловский, С.А. Проблемы принятия решений при нечеткой исходной информации / С.А. Орловский. – 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/>.
278. Организационно-методические указания по тактической подготовке начальствующего состава федеральной противопожарной службы МЧС России [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://pozhproekt.ru/nsis/proch/takticheskaya-podgotovka-nachsostava.htm>.
279. Орлов, А.И. Основы теории принятия решений / А.И. Орлов. – М.: Кнорус, 2002. – 276 с.
280. Оуэн, Г. Теория игр / Г. Оуэн. – М.: Мир, 1971. – 230 с.
281. Партхасаратхи, Т. Некоторые вопросы теории игр двух лиц / Т. Партхасаратхи, Т. Рагхаван. – М.: Мир, 1974. – 296 с.

282. Парфененко, А.П. Методология моделирования людских потоков и практика их движения при эвакуации [Электронный ресурс] / А.П. Парфененко // Пожаровзрывобезопасность. – 2014. – Т. 23. – № 12. – 10 с. – Режим доступа: [https://elibrary.ru/download/elibrary\\_25866632\\_62878243.pdf](https://elibrary.ru/download/elibrary_25866632_62878243.pdf).
283. Пеньков, И.А. Обобщенные показатели опыта применения наземных робототехнических комплексов при проведении пожаротушения / И.А. Пеньков, М.А. Варламкин, Ю.В. Гаршин // Сб. тр. XXX Междунар. науч.-практ. конф. «Предотвращение. Спасение. Помощь». – М.: ФГБВОУ ВО АГЗ МЧС России. – 2020. – 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>.
285. Переславцева, И.И. Экспериментальные исследования времени эвакуации групп людей по лестничным клеткам зданий и сооружений / И.И. Переславцева, С.А. Яременко // Вестник гражданских инженеров. – 2013. – Вып. – № 5 (40). – С. 122-126.
286. Петраков, Н.Я. Фактор неопределенности и управление экономическими системами / Н.Я. Петраков, В.И. Ротарь. – М.: Наука, 1985. – 191 с.
287. Петровский, А.Б. Теория принятия решений / А.Б. Петровский. – М.: Академия, 2009. – 400 с.
288. Питеркин, С.В. Точно вовремя для России. Практика применения ERP-систем / С.В. Питеркин, И.А. Оладов, Д.В. Исаев. – 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/>.
290. Повзик, Я.С. Пожарная тактика / Я.С. Повзик. – М.: ЗАО «Спецтехника», 2004. – 416 с.
291. Подгрушный, А.В. Реализация тактических возможностей отделений на автоцистернах при тушении пожаров / А.В. Подгрушный // Материалы XII

- науч.-техн. конф. «Системы безопасности – 2003». – М.: Академия ГПС МЧС России. 2003. – С. 306–313.
292. Подиновский, В.В. Парето-оптимальные решения многокритериальных задач / В.В. Подиновский, В.Д. Ногин. – М.: Наука, 1982. – 256 с.
293. Пожарные риски: динамика, управление, прогнозирование / Под ред. Н.Н. Брушлинского, Ю.Н. Шебеко. – М.: ВНИИПО, 2007. – 370 с.
294. Пожарные риски. Основные понятия. Выпуск 1 / Под. ред. Н.Н. Брушлинского. – М.: Изд. Нац. АН пож. безоп, 2004. – 47 с.
295. Пожарные риски / 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>.
297. Пожары и пожарная безопасность в 2016 г. // Статистический сборник. – М.: ФГУ ВНИИПО, 2017. – 124 с.
298. Половко, С.А. Перспективы применения гибридных групп мобильных роботов специального назначения / С.А. Половко, А.В. Попов // Экстремальная робототехника и конверсионные тенденции : сб. тр. Междунар. науч.-тех. конф. – СПб.: Гангут, 2018. – С. 25-33.
299. Поспелов, Г.С. Искусственный интеллект - прикладные системы / Г.С. Поспелов, Д.А. Поспелов. – 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/>.
301. Представление и использование знаний / 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-pozharnoy-ohranyi/>.

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/>.
304. Программа машинного обучения марковской модели для прогнозирования развития пожара : Роспатент : свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021615411 от 07.04.2021. – Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. – Заявка № 1122969616 от 28.03.2021.
305. Программа оценивания вариантов страхования пожарных рисков : Роспатент : свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021615455 от 08.04.2021. – Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. – Заявка № 2021614586 от 30.03.2021.
306. Программный комплекс выбора оптимальных параметров мультиагентной коллаборативной робототехнической системой на основе имитационного моделирования : Роспатент : свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021616709 от 26.04.2021. – Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. – Заявка № 2021615863 от 17.04.2021.
307. Программный комплекс интерактивного тестирования готовности к реагированию пожарного подразделения : Роспатент : свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021615594 от 09.04.2021. – Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. – Заявка № 2021614371 от 30.03.2021.
308. Программный комплекс концептуального проектирования системы мониторинга пожароопасного района мультиагентной робототехнической системой : Роспатент : свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021617292 от 13.05.2021. – Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. – Заявка № 2021615869 от 16.04.2021.
309. Программный комплекс распределения ресурсов пожарных подразделений при одновременных вызовах, построенный на основе машинообучаемой

- транспортной модели : Роспатент : свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021615359 от 07.04.2021. – Российская Федерация / Автор и правообладатель В.Я. Вилисов. – Заявка № 2021614406 от 29.03.2021.
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/>.
311. Присняков, В.Ф. Математическое моделирование переработки информации оператором человеко-машинных систем / В.Ф. Присняков, Л.М. Приснякова. – М.: Машиностроение, 1990. – 245 с.
312. Присяжнюк, Н.Л. Экономическая оценка управленческих решений / Н.Л. Присяжнюк. – М.: Академия ГПС МЧС России, 2016. – 118 с.
313. Присяжнюк, Н.Л. Экономика пожарной безопасности. Учебное пособие / Н.Л. Присяжнюк, Г.В. Александров, И.И. Кузьмичев, Е.С. Кузнецова, Т.Н. Соловьева; 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\\_pojar.html](http://asu100.ru/catalog/CO/POJAR/index_pojar.html).
315. Птускин, А.С. Решение стратегических задач в условиях размытой информации / А.С. Птускин. – М.: Дашков и Ко, 2003. – 239 с.
316. Развитие, технология и эффективность применения робототехники в чрезвычайных ситуациях: монография / Под ред. Н.В. Северова. – М.: АГЗ, 2010. – 702 с.
317. Райфа, Г. Анализ решений / Г. Райфа. – М.: Наука, 1977. – 408 с.
318. Рапопорт, Б.М. Оптимизация управленческих решений / Б.М. Рапопорт. – М.: ТЕКС, 2001. – 264 с.
319. Рассел С. Искусственный интеллект. Современный подход / С. Рассел., П. Норвиг. – М.: Изд. дом Вильямс, 2007. – 1408 с.

320. Репин, В.Г. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем / В.Г. Репин, Г.П. Тартаковский. – М.: Сов. радио, 1977. – 432 с.
321. Робинсон, Дж. Итеративный метод решения игр / Дж. Робинсон // 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 / Ф. Розенблатт. – М.: Мир, 1965. – 480 с.
323. Романовский, В.И. Дискретные цепи Маркова / В.И. Романовский. – М.–Л.: Гостехиздат, 1949. – 436 с.
324. Рыжова, Т.П. Управление коллективом мобильных роботов / Т.П. Рыжова // Экстремальная робототехника : сб. тр. Междунар. науч.-техн. конф. – СПб.: Политехника-Сервис, 2011. – С. 281 – 287.
325. Саати, Т. Аналитическое планирование. Организация систем / Т. Саати, К. Кернс. – М.: Радио и связь, 1991. – 224 с.
326. Саати, Т.Л. Математические методы исследования операций / Т.Л. Саати. – М.: Воениздат, 1963. – 420 с.
327. Саати Т.Л. Математические модели конфликтных ситуаций / Т.Л. Саати. – М.: Сов.радио, 1977. – 302 с.
328. Саати, Т. Принятие решений. Метод анализа иерархий / Т. Саати. – М.: Радио и связь, 1993. – 278 с.
329. Саати, Т.Л. Элементы теории массового обслуживания и ее приложения / Т.Л. Саати. – М.: Сов. радио, 1971. – 520 с.
330. Савин, М.В. Оценка технических показателей наземных мобильных роботизированных технических средств МЧС России / М.В. Савин, А.А. Печурин, А.И. Преснов // Проблемы управления рисками в техносфере. – 2018. – № 4 (48). – С. 66-76.
331. Саймон, Г. Наука об искусственном / Г. Саймон. – М.: Мир, 1972. – 148 с.



332. Саймон, Г. Теория принятия решений в экономической теории и науке о поведении / Г. Саймон // Теория фирмы / Под общ. ред. В. М. Гальперина. – СПб.: Экономическая школа, 1995. – С. 54-72.
333. Самаров, Е.К. Страховая математика в примерах и задачах [Электронный ресурс] / Е.К. Самаров. – М.: Резольвента, 2007. – 95 с. – Режим доступа: <https://www.samarov.ru/inmath/inmath.pdf>.
334. Себер, Дж. Линейный регрессионный анализ / Дж. Себер. – М.: Мир, 1980. – 456 с.
335. Северов, Н.В. Применение робототехнических средств МЧС России для ликвидации последствий техногенных чрезвычайных ситуаций / Н.В. Северов, А.В. Байков // Вестник КРСУ. – 2012. – Т. 12. – № 7. – С. 134–138.
336. Сейдж, Э. Теория оценивания и ее применение в связи и управлении / Э. Сейдж, Дж. Мелс. – М.: Связь, 1976. – 496 с.
337. Сейдж, Э.П. Идентификация систем управления / Э.П. Сейдж, Дж.Л. Мелса. – М.: Наука, 1974. – 640 с.
338. Семиков, В.Л. Статистический анализ зависимости показателей ущерба показателей ущерба от времени прибытия первого пожарного подразделения на пожар / В.Л. Семиков, С.П. Алексеев, В.Я. Вилисов // Технологии техносферной безопасности. – 2019. – Вып. 2 (84). – С. 72-83. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2019-2/02-02-19.ttb.pdf>.
339. Семиков, В.Л. Комплексные исследования проблем безопасности [Электронный ресурс] / В.Л. Семиков // Технологии техносферной безопасности. – 2016. – Вып. 5 (69). – 6 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2015-5/31-05-15.ttb.pdf>.
340. Семиков, В.Л. Управление проектами в системах безопасности [Электронный ресурс] / В.Л. Семиков, А.В. Прокушин, Ба Туан Нгуен // Технологии техносферной безопасности. – 2016. – Вып. 5 (69). – 8 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2016-5/32-05-16.ttb.pdf>.

341. Сигал, И.Х. Введение в прикладное дискретное программирование. Модели и вычислительные алгоритмы / И.Х. Сигал, А.П. Иванов. – М.: Физматлит, 2002. – 240 с.
342. Сколько стоят фальшивые вызовы специальных служб [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://protivpozhara.com/bezopasnost/v-bytu/shtraf-za-lozhnyj-vuzov>.
343. Смоляк, С.А. Критерии оптимального поведения фирмы в условиях неопределенности / С.А. Смоляк // Экономика и математические методы. – 2005. – Т. 41. – Вып. 3. – С. 39-53.
344. Соболева, И.В. Современные проблемы управления рисками в организациях МЧС России / И.В. Соболева, Л.Г. Ворона-Сливинская // Проблемы управления рисками в техносфере. – 2016. – № 2 (38). – С. 1-11.
345. Соболев, И.М. Наилучшие решения – где их искать / И.М. Соболев, Р.Б. Статников. – М.: Знание, 1982. – 64 с.
346. Собянин, С.С. Московское правительство о пожарной безопасности в столице в 2018–2019 гг. [Электронный ресурс] / С.С. Собянин // Каталог «Пожарная безопасность». – 2019. – Режим доступа: <http://lib.secuteck.ru/articles2/firesec/moskovskoe-pravitelstvo-o-pozharnoy-bezopasnosti-v-stolitse-v>.
347. Советов, Б.Я. Моделирование систем / Б.Я. Советов, С.А. Яковлев. – М.: Высшая школа, 1985. – 271 с.
348. Соколов, Е. Аутсорсинг в России: основные проблемы и пути их решения [Электронный ресурс] / Е. Соколов // PC Week/RE. – 2012. – № 25 (810). – Режим доступа: <https://www.itweek.ru/its/article/detail.php?ID=142224>.
349. Соколов, С.В. Имитационная модель процесса функционирования территориальных добровольных пожарных команд для оценки параметров оперативного реагирования [Электронный ресурс] / С.В. Соколов, Д.А. Портнов, С.Ю. Попков // Технологии техносферной безопасности. – 2018. – Вып. 6 (82). – 10 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2018-6/05-06-18.ttb.pdf>.

350. Соколов, С.В. Анализ и оценка времени прибытия пожарных подразделений к местам вызовов в Санкт-Петербурге в 2006-2015 гг. [Электронный ресурс] / С.В. Соколов, Е.А. Судаков // Технологии техносферной безопасности. – 2016. – Вып. 2 (66). – 8 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2016-2/34-02-16.ttb.pdf>.
351. Сосулин, Ю.Г. Теория последовательных решений и ее применения / Ю. Г. Сосулин, М.М. Фишман. – 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-pomosh-so-skorostyu-225-km-ch> или Режим доступа: <https://soninhybrid.com/>.
353. Специальное конструкторско-технологическое бюро прикладной робототехники (СКТБ ПР) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://sktbpr.ru/content/produkcija-sktb-pr>.
354. Спецхимпродукт. Завод [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.spena.ru/products/po-brz-wetter/>.
355. Станкевич, Т.С. Алгоритмическое обеспечение интеллектуальной системы поддержки принятия решений, предназначенной для руководителя тушения пожара [Электронный ресурс] / Т.С. Станкевич, А.В. Кипер // Пожаровзрывобезопасность. – 2014. – Т. 23. – № 9. – 12 с. – Режим доступа: [https://elibrary.ru/download/elibrary\\_22678229\\_54285561.pdf](https://elibrary.ru/download/elibrary_22678229_54285561.pdf).
356. Станкевич, Т.С. Применение сверточных нейронных сетей для решения задачи оперативного прогнозирования динамики распространения лесных пожаров / Т.С. Станкевич // Бизнес-информатика. – 2018. – № 4 (46). – С. 17–27.
357. Статистические модели и многокритериальные задачи принятия решений / Под ред. И.Ф. Шахнова. – М.: Статистика, 1979. – 184 с.
358. Страхование сегодня [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.insurinfo.ru/press/78060/>.

359. Страхование дело. Основы страхования. Т. 1 / Под ред. О.И. Крюгер. – М.: Экономистъ, 2004. – 447 с.
360. Сычев, Я. Модель управления комплексной безопасностью промышленных парков типа «Гринфилд» (Greenfield) [Электронный ресурс] / Я. Сычев, В. Мурашка, С. Червоноокая // Системы безопасности. – 2017. – № 4. – 3 с. – Режим доступа: [http://secuteck.ru/articles2/kompleks\\_sys\\_sec/model-upravleniya-kompleksnoy-bezopasnostyu-industrialnyh-parkov-tipa-grinfild-greenfield/](http://secuteck.ru/articles2/kompleks_sys_sec/model-upravleniya-kompleksnoy-bezopasnostyu-industrialnyh-parkov-tipa-grinfild-greenfield/).
361. Талев, Н. Н. Одураченные случайностью. О скрытой роли шанса в бизнесе и в жизни / Н.Н. Талев. – М.: Манн, Иванов и Фербер. – 2010. – 320 с.
362. Тараканов, Д.В. Компьютерная модель ликвидации пожаров для тактической подготовки пожарных [Электронный ресурс] / Д.В. Тараканов, И.Ф. Саттаров // Технологии техносферной безопасности. – 2014. – Вып. 6 (58). – 9 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2014-6/07-06-14.ttb.pdf>.
363. Тараканов, Д.В. Метод модификации векторного критерия в системе поддержки принятия решения при тушении крупного пожара [Электронный ресурс] / Д.В. Тараканов // Технологии техносферной безопасности. – 2010. – Вып. 2 (30). – 12 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2010-2/01-02-10.ttb.pdf>.
364. Таранцев, А.А. Многофакторная регрессионная модель процессов детоксикации почв в условиях чрезвычайных ситуаций на объектах нефтегазового комплекса / А.А. Таранцев, Г.К. Ивахнюк, Д.В. Пятин, А.В. Иванов // Проблемы управления рисками в техносфере. – 2016. – № 4 (40). – С. 34-42.
365. Таха, Х.А. Введение в исследование операций / Х.А. Таха. – М.: Изд. дом Вильямс. – 2005. – 912 с.
366. Тачков, А.А. Концептуальное проектирование мобильных робототехнических систем на основе статистического имитационного моделирования / А.А. Тачков // Экстремальная робототехника : сб. тр. 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 / А.А. Тачков // Экстремальная робототехника : сб. тр. XXIII Междунар. науч.-тех. конф. – СПб.: Изд. Политехника-сервис, 2012. – С. 267-273.
368. Терещнев, В.В. Управление ресурсами пожарно-спасательных подразделений и технологическими операциями по тушению пожаров [Электронный ресурс] / В.В. Терещнев, В.А. Грачев, А.О. Семенов // Пожаровзрывобезопасность. – 2006. – Т. 15. – № 5. – 6 с. – Режим доступа: [https://elibrary.ru/download/elibrary\\_12566794\\_65644051.pdf](https://elibrary.ru/download/elibrary_12566794_65644051.pdf).
369. Терещнев, В.В. Расчет параметров развития и тушения пожаров (Методика. Примеры. Задания) / В.В. Терещнев. – Екатеринбург: ООО «Изд. «Калан». 2012. – 460 с.
370. Терещнев, В.В. Управление силами и средствами на пожаре / В.В. Терещнев, А.В. Терещнев. – 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. – Вып. 4 (20) . – 14 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2008-4/01-04-08.ttb.pdf>.
372. Тетерин, И.М. Применение математической теории игр в системе поддержки принятия решений руководителем тушения пожара [Электронный ресурс] / И.М. Тетерин, Н.Г. Топольский, В.М. Климовцов, Ю.В. Прус // Технологии техносферной безопасности. – 2008. – Вып. 6 (22). – 21 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2008-6/09-06-08.ttb.pdf>.
373. Тетерин, И.М. Методология разработки экспертных систем для оперативного управления пожарными подразделениями [Электронный ресурс] / И.М. Тетерин, В.М. Климовцов, Ю.В. Прус // Технологии техносферной безопасности. – 2008. – Вып. 5 (21). – 68 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2008-5/07-05-08.ttb.pdf>.
374. Тетерин, И.М. Применение систем поддержки принятия решений руководителями оперативных подразделений при тушении пожаров в

- крупных городах [Электронный ресурс] / И.М. Тетерин, Н.Г. Топольский, В.М. Климовцов, Ю.В. Прус // Технологии техносферной безопасности. – 2008. – Вып. 4 (20). – 33 с. – Режим доступа: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2008-6/09-06-08.ttb.pdf>.
375. Тетерин, И.М. Центры управления в кризисных ситуациях и система информирования и оповещения населения: Учеб. пособие. / И.М. Тетерин, Н.Г. Топольский, В.И. Чухно и др. : под общ. ред. д-ра техн. наук, проф. Н.Г. Топольского. – М.: АГПС МЧС России. – 2010. – 269 с.
376. Технический регламент о требованиях пожарной безопасности. Федеральный закон РФ от 22.07.2008 №123-ФЗ // Российская газета. – 2008. – №163.
377. Тихонов А.Н., Уфимцев М.В. Статистическая обработка результатов эксперимента / А.Н. Тихонов, М.В. Уфимцев. – М.: МГУ, 1988. – 173 с.
378. Топольский, Н.Г. Информационно-аналитические модели поддержки управления при ликвидации пожаров и чрезвычайных ситуаций / Н.Г. Топольский, С.Ю. Бутузов, В.Я. Вилисов. – М.: АГПС МЧС России, 2021. – 216 с.
379. Топольский, Н.Г. Алгоритм оптимального планирования операций по ликвидации последствий пожаров и чрезвычайных ситуаций гетерогенной группой автономных мобильных роботов [Электронный ресурс] / Н.Г. Топольский, В.Я. Вилисов // Инженерный вестник Дона. – 2021. – № 4. – 16 с. – Режим доступа: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2021/6961>.
380. Топольский, Н.Г. Методы, модели и алгоритмы в системах безопасности: машинное обучение, робототехника, страхование, риски, контроль / Н.Г. Топольский, В.Я. Вилисов. – М.: РИОР. – 2021. – 475 с.
381. Топольский, Н.Г. Оценка потенциала повышения эффективности реагирования пожарных подразделений за счет контроля их готовности [Электронный ресурс] / Н.Г. Топольский, В.Я. Вилисов // Инженерный вестник Дона. – 2021. – № 3. – 10 с. – Режим доступа: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2021/6895>.

382. Топольский, Н.Г. Оценивание риска решений при ликвидации пожаров / Н.Г. Топольский, В.Я. Вилисов // Матер. 25-й междунар. науч.-техн. конф. «Системы безопасности – 2016». – М.: АГПС МЧС России, 2016. – С. 618-622.
383. Топольский, Н.Г. Основы применения теории игр в автоматизации систем пожарной безопасности / Н.Г. Топольский, М.Б. Домбровский. – М.: ВИПТШ МВД РФ, 1996. – 117 с.
384. Топольский, Н.Г. Определение ранга пожара на объекте по диаграммам состояния / Н.Г. Топольский, Ю.В. Прус, В.М. Климовцов // Матер. 13 междунар. конф. «Системы безопасности» СБ-2004. – М.: АГПС МЧС России, 2004. – С. 297-299.
385. Трухаев, Р.И. Модели принятия решений в условиях неопределенности / Р.И. Трухаев. – М.: Наука, 1981. – 258 с.
386. Тужиков, Е.Н. О Перспективы развития и применения робототехники в МЧС России [Электронный ресурс] / Е.Н. Тужиков, А.С. Перевалов, М.А. Рассохин, А.П. Цыганков // Техносферная безопасность. – 2019. – Вып. 2 (23). – 7 с. – Режим доступа: <https://uigps.ru/userfls/ufiles/nauka/journals/ttb/ТВ%2023/10.pdf>.
387. Туймазинский завод автобетоновозов [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://oao-tuymazinskiy-zavod-avtobetonovozov.promportal.su/>.
388. Уильямсон, О. Поведенческие предпосылки современного экономического анализа / О. Уильямсон // 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/>.
390. Уотермен, Д. Руководство по экспертным системам / Д. Уотермен. – М.: Мир, 1989. – 388 с.
391. Управление пожарной безопасностью субъектов Российской Федерации на основе анализа пожарных рисков / Н.Н. Брушлинский, Е.А. Клепко, С.Ю. Попков, С.В. Соколов // Проблемы пожарной безопасности и чрезвычайных ситуаций. – 2010. – № 3. – 16 с.

392. Управление силами и средствами на пожаре. Учебное пособие / Под ред. д-ра техн. наук, проф. Е.А. Мешалкина. – М.: АГПС 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/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_122855/).
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/>.
395. Федоров, В.В. Теория оптимального эксперимента / В.В. Федоров. – М.: Наука, 1971. – 312 с.
396. Философова, Т.Г. Лизинг / Т.Г. Философова. – М.: Юнити-Дана, 2017. – 191 с.
397. Филяев, Г.А. Алгоритм концептуального проектирования системы мониторинга объекта коллаборативной мультиагентной робототехнической системой [Электронный ресурс] / Г.А. Филяев, В.Я. Вилисов // Инженерный вестник Дона. – 2021. – № 5. – 14 с. – Режим доступа: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2021/6965>.
398. Фишберн, П. Теория полезности для принятия решений / П. Фишберн. – М.: Наука, 1978. – 352 с.
399. Форрестер, Дж. Основы кибернетики предприятия (индустриальная динамика) / Дж. Форрестер. – М.: Прогресс, 1971. – 340 с.
400. Харисов, Г.Х. Обоснование нормативного значения и расчетной величины индивидуального пожарного риска в зданиях и сооружениях / Г.Х. Харисов. – М.: АГПС МЧС России. – 2014. – С. 225.
401. Хейвуд, Дж.Б. Аутсорсинг: в поисках конкурентных преимуществ / Дж.Б. Хейвуд. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2004. – 176 с.
402. Химмельблау, Д. Анализ процессов статистическими методами / Д. Химмельблау. – М.: Мир, 1973. – 957 с.
403. Ховард, Р. Динамическое программирование и марковские процессы / Р. Ховард. – М.: Сов. радио, 1964. – 189 с.



404. Холл, А.Д. Опыт методологии для системотехники / А.Д. Холл. – М.: Сов.радио, 1975. – 448 с.
405. Холщевников, В.В. Совершенствование методологии определения расчетных величин пожарного риска в зданиях и сооружениях на основе стохастического описания определяющих их процессов и деревьев событий [Электронный ресурс] / В.В. Холщевников, В.И. Присадков, И.В. Костерин // Пожаровзрывобезопасность. – 2017. – Т. 26. – № 1. – 13 с. – Режим доступа: [https://elibrary.ru/download/elibrary\\_28370257\\_21480386.pdf](https://elibrary.ru/download/elibrary_28370257_21480386.pdf).
406. Хрунов, Д.Е. Использование чек-листов в обеспечении пожарной безопасности / Д.Е. Хрунов, В.Н. Шангин // Проблемы управления рисками в техносфере. – 2018. – № 3 (47). – С. 6-13.
407. Ху, Т. Целочисленное программирование и потоки в сетях / Т. Ху. – М.: Мир, 1974. – 519 с.
408. Цариченко, С.Г. Особенности применения беспилотных летательных аппаратов в интересах МЧС России / С.Г. Цариченко, А.В. Иванов, Ю.Н. Осипов, А.Ю. Картеничев, В.И. Ершов // Экстремальная робототехника : сб. тр. XXVI Междунар. науч.-тех. конф. – СПб.: Изд. Политехника-сервис, 2015. – С. 24-29.
409. Цариченко, С.Г. Проблемы развития экстремальной робототехники в рамках развития инновационной деятельности МЧС России / С.Г. Цариченко, В.П. Молчанов // Экстремальная робототехника : сб. тр. XXIII Междунар. науч.-тех. конф. СПб.: Изд. Политехника-сервис, 2012. – С. 19-22.
410. Цариченко, С.Г. Особенности применения БПЛА в интересах МЧС / С.Г. Цариченко // Экстремальная робототехника : сб. тр. Всеросс науч.-тех. конф.. СПб.: Политехника-Сервис, 2015. – С. 24-29.
411. Цариченко, С.Г. Направления развития испытаний наземных робототехнических комплексов с учетом специфики применения в недетерминированных условиях / С.Г. Цариченко, С.Е. Симанов, И.М. Сидоров // Экстремальная робототехника : сб. тр. 29-й Междунар. научн.-техн. конф. – СПб.: И-ПК Гангут, 2018. – С. 17-25.

412. Цвиркун, А.Д. Основы синтеза структуры сложных систем / А.Д. Цвиркун. – М.: Наука, 1982. – 200 с.
413. Цвиркун, А.Д. Структура сложных систем / А.Д. Цвиркун. – М.: Сов. Радио, 1975. – 199 с.
414. Цвиркун, А.Д. Структура многоуровневых и крупномасштабных систем. Синтез и планирование развития / А.Д. Цвиркун, В.К. Акинфиев. – М.: Наука, 1993. – 160 с.
415. Цвиркун, А.Д. Моделирование развития крупномасштабных систем / А.Д. Цвиркун, В.К. Акинфиев, М.М. Соловьев. – М.: Экономика, 1983. – 175 с.
416. Цвиркун, А.Д. Математическое моделирование управления развитием структур крупномасштабных систем / А.Д. Цвиркун, А.В. Карибский, С.Ю. Яковенко. – М.: ИПУ АН, 1985. – 44 с.
417. Цвиркун, А.Д. Имитационное моделирование в задачах синтеза сложных систем / А.Д. Цвиркун, В.К. Акинфиев, В.А. Филиппов. – М.: Наука, 1985. – 173 с.
418. Цена ложных вызовов пожарных [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://expert-01.com/czena-lozhnyix-vyizovov-pozharnyix>.
419. Центральный НИИ Робототехники и технической кибернетики [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://rtc.ru/>.
420. Цены на топливо [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://бензин.рф/site/price?region=11156&range=year&value=>.
421. Цыпкин, Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука, 1968. – 400 с.
422. Цыпкин, Я.З. Основы теории обучающихся систем / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука, 1970. – 251 с.
423. Черноруцкий, И.Г. Методы принятия решений / И.Г. Черноруцкий. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 416 с.
424. Чураков, Е.П. Математические методы обработки экспериментальных данных в экономике / Е.П. Чураков. – М.: Финансы и Статистика, 2004. – 239 с.

425. Шапкин, А.С. Теория риска и моделирование рискованных ситуаций / А.С. Шапкин, В.А. Шапкин. – М.: Дашков и К, 2005. – 880 с.
426. Шеннон, К. Работы по теории информации и кибернетике / К. Шеннон. – М.: Изд-во иностр. литер., 1963. – 832 с.
427. Шеридан, Т.Б. Системы человек-машина: Модели обработки информации, управления и принятия решений человеком-оператором / Т.Б. Шеридан, У.Р. Феррел. – М.: Машиностроение, 1980. – 399 с.
428. Шикульская, О.М. Применение математической теории игр для обеспечения пожарной безопасности зданий и сооружений на стадии проектирования / О.М. Шикульская, И.С. Ватунский // Инженерно-строительный вестник Прикаспия: научн.-техн. журнал / Астрахань: ГАОУ АО ВО АГАСУ, 2019. – № 4 (30). – С. 146–149.
429. Шимон, Н.С. Современное состояние и перспективы использования беспилотных воздушных судов при прогнозировании и предупреждении чрезвычайных ситуаций на территории Воронежской области [Электронный ресурс] / Н.С. Шимон, А.В. Калач, П.С. Куприенко, М.И. Архипов // Техносферная безопасность. – 2020. – № 3 (28). – 8 с. – Режим доступа: <https://uigps.ru/userfls/ufiles/nauka/journals/ttb/ТВ%2028/13.pdf>.
430. Штойер, Р. Многокритериальная оптимизация. Теория, вычисления и приложения / Р. Штойер. – М.: Радио и связь, 1992. – 504 с.
431. Щербаков, О.В. К вопросу оценки техногенного риска на нефтеперерабатывающем предприятии / О.В. Щербаков, А.Ю. Любинский // 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 / Л. Эйлер. – М.-Л.: Гос. техн.-теор. изд., 1934. – 600 с.
433. Эксперт РА. Агентство [Электронный ресурс]. – Режим доступа [https://raexpert.ru/researches/leasing/1h\\_2020/](https://raexpert.ru/researches/leasing/1h_2020/).

434. Экспертные системы. Принципы работы и примеры / А. Брукинг, П. Джонс, Ф. Кокс и др. ; под ред. Р. Форсайта. – М.: Радио и связь, 1987. – 224 с.
435. Элти, Дж. Экспертные системы: концепции и примеры / Дж. Элти, М. Кумбс. – М.: Финансы и статистика, 1987. – 190 с.
436. Юдин, Д.Б. Вычислительные методы теории принятия решений / Д.Б. Юдин. – М.: Наука, 1989. – 320 с.
437. Юдин, Д.Б. Линейное программирование. Теория, методы и приложения / Д.Б. Юдин, Д.Б. Гольштейн. – М.: Наука, 1969. – 384 с.
438. Юсупов, И.Ю. Автоматизированные системы принятия решений / И.Ю. Юсупов. – М.: Наука, 1983. – 88 с.
439. Ющенко, А.С. Коллаборативные мобильные роботы – новый этап развития робототехники / А.С. Ющенко, К.В. Ермишин // Экстремальная робототехника : сб. тр. XXVII Междунар. науч.-тех. конф. – СПб.: Изд. АП4Принт, 2016. – С. 455-459.
440. Ющенко, А.С. Состояние и перспективы коллаборативной робототехники / А.С. Ющенко // Экстремальная робототехника : сб. тр. 29-й Междунар. научн.-техн. конф. – СПб.: И-ПК Гангут, 2018. – С. 107-113.
441. Янг, С. Системное управление организацией / С. Янг. – М.: Сов.радио, 1972. – 456 с.
442. Ярушкина, Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем / Н.Г. Ярушкина. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.
443. Ясинский, Ф.Н. Прогнозирование вероятности возникновения лесных пожаров с помощью нейросетевого алгоритма на многопроцессорной вычислительной технике / Ф.Н. Ясинский, О.В. Потемкина, С.Г. Сидоров, А.В. Евсеева // Вестник ИГЭУ. – 2011. – Вып. 2. – С. 1-4.
444. Акяр, Н. Fuzzy Risk Analysis for a Production System Based on the Nagel Point of a Tri-angle / Н. Акяр // Mathematical Problems in Engineering. – 2016. – pp. 1–9.

445. Brown, G.W. Iterative solution of games by fictitious play. In Activity Analysis of Production and Allocation / G.W. Brown. – Cowles Commission Monograph. – N.Y.: Wiley, 1951. – No. 13. – pp. 374–376.
446. Brown, R.G. Smoothing forecasting and prediction of discrete time series / Brown R.G. – N.Y. – 1963.
447. Cavdur, F. A decision support tool for allocating temporary-disaster-response facilities [Электронный ресурс] / F. Cavdur, A. Sebatli // Decision Support Systems. – 2019. – Vol. 127. – p. 14 – URL: <https://sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923619301745>.
448. Emrah, A. Brown–Robinson method for interval matrix games / A. Emrah, A. Handan, D. Serkan // Soft Comput. – 2011. – No. 15. – pp. 2057-2064.
449. Fertier, A. A new emergency decision support system: the automatic interpretation and contextualisation of events to model a crisis situation in real-time [Электронный ресурс] / A. Fertier, A.-M. Barthe-Delanoë, A. Montarnal, S. Truptil, F. Bénaben // Decision Support Systems. – 2020. – Vol. 133. – p. 11. – URL: <https://sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923620300154>.
450. Fukuda, Y. A multi-objective integer programming method for the advanced decision support system / Y. Fukuda, N. Honda, P. Willan, Sh. Aida // Rep. Univ. electro-comm. – Hum.&Soc. Sic. Set. – 1987. – No. 38. – Sept.
451. Genesis Celebrates Launch In China With Dazzling, World Record-breaking Drone Show Over Shanghai's Iconic Skyline [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.prnewswire.com/news-releases/genesis-celebrates-launch-in-china-with-dazzling-world-record-breaking-drone-show-over-shanghais-iconic-skyline-301261643.html>.
452. Ginzberg, M.J. Decision Support Systems: Issues and Perspectives / M.J. Ginzberg, E.A. Stohr // Processes and Tools for Decision Support; Ed. by H.G. Sol. – Amsterdam: North-Holland Publ. Co., 1983. – pp. 9-31.
453. Gorry, G.A. A Framework for Management Information Systems / G.A. Gorry, S. Morton // Sloan Management Review. – 1971. – Vol. 13. – № 1. – pp. 55-70.

454. Hamke, E.E. Breath Activity Detection Algorithm [Электронный ресурс] / E.E. Hamke, et al. – 2016. – p. 11. – URL: <https://arxiv.org/abs/1602.07767>.
455. Hartnett, K. How a Pioneer of Machine Learning Became One of Its Sharpest Critics [Электронный ресурс] / K. Hartnett. – 2018. – URL: <https://www.theatlantic.com/technology/archive/2018/05/machine-learning-is-stuck-on-asking-why/560675/>.
456. Holt, C.C. Forecasting trends and seasonals by exponentially weighted moving averages / C.C. Holt // O.N.R. Memorandum Carnegie Inst. of Technology. – 1957. – № 2.
457. Hugin Expert [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.hugin.com/>.
458. Hurwicz, L. Optimality Criteria for Decision Making under Ignorance / L. Hurwicz // Cowles Commission Discussion Paper. Statistics. – 1951. – No. 370.
459. IBM Watson Studio [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.ibm.com/cloud/watson-studio>.
460. Khalifa, H.A. On solving fuzzy matrix games via linear programming approach / H.A. Khalifa // Journal of Information and Computing Science. – 2018. – Vol. 13. – No. 4. – pp. 303-310.
461. Little, I.D.C. Models and Managers: The Concept of a Decision Calculus / I.D.C. Little // Management Science. – 1970. – Vol. 16. – № 8. – pp. B466-B485.
462. Ltifi, T. Dynamic Decision Support System Based on Bayesian Networks / T. Ltifi, A. Ayed // 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 [Электронный ресурс] / C. Macqueron. – 2009. – p. 9. – URL: <https://arxiv.org/abs/1404.6774v1>.
464. Merkert, J. A Survey of the Application of Machine Learning in Decision Support Systems [Электронный ресурс] / J. Merkert, M. Mueller, M. Hubl. – ECIS Completed Research Papers. – 2015. – Paper 133. – URL: [https://aisel.aisnet.org/ecis2015\\_cr/133](https://aisel.aisnet.org/ecis2015_cr/133).

465. New machine learning theory raises questions about nature of science [Электронный ресурс]. – URL: <https://phys.org/news/2021-02-machine-theory-nature-science.html>.
466. Norsys Software Corp. [Электронный ресурс]. – URL: [https://www.norsys.com/contact\\_us.htm](https://www.norsys.com/contact_us.htm).
467. Paul, J.A. Decision support model for cybersecurity risk planning: A two-stage stochastic programming framework featuring firms, government, and attacker [Электронный ресурс] / J.A. Paul, M. Zhang // European Journal of Operational Research. – 2021. – Vol. 291. – Iss. 1. – p. 15. – URL: [sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221720307992](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221720307992).
468. Ribero, J. Using Serious Games to Train Evacuation Behaviour [Электронный ресурс] / J. Ribero, et al. – 2013. – pp. 1-6. URL: <https://arxiv.org/abs/1303.3828>.
469. Robinson, J. An iterative method of solving a game / J. Robinson. – 1951. – Ann. Math. – No. 2 (54). – p. 6.
470. RoboTrends [Электронный ресурс]. – URL: <http://robotrends.ru/robopedia/klassifikaciya-robotov-po-konstrukcii>.
471. Sanchez, M. Evolution of Decision Support Systems / M. Sanchez. – University of Catalunya. – 2012.
472. Simon, H. Administrative Behavior. A Study of Decision-Making Process in Administrative Organizations / H. Simon. – N.Y.: Free Press, 1976.
473. Simon, H.A. The New Science of Management Decision / H.A. Simon. – N.J.: Prentice-Hall, Inc. – 1975. – p. 175.
474. Simon, H.A. Rationality as Process and as Product of Thought / H.A. Simon // American Economic Review. 1978. – May. – Vol. 68. – No. 2.
475. Sprague, R.H. A Framework for Development of the Decision Support Systems / R.H. Sprague // MIS Quarterly. – 1980. – Vol. 4. – No. 4. – pp. 1-26.
476. Steffen, B. Modelling of pedestrian movement around 90° and 180° bends [Электронный ресурс] / B. Steffen, A. Seyfried // Conference at Advanced research workshop on Fire protection and life safety in buildings and transportation systems. – 2009. – p. 11. – URL: <https://arxiv.org/abs/0912.0610>.

477. Stroh, R. Gaussian process modeling for stochastic multi-fidelity simulators, with application to fire safety [Электронный ресурс] / R. Stroh, et al. – 2016. – p. 6. URL: <https://arxiv.org/abs/1605.02561>.
478. Taha, H.A. Operation research: An Introduction / H.A. Taha. – N.J.: Pearson Prentice Hall. – 2017. – p. 849.
479. Tariq, A. Intelligent Decision Support Systems – A Framework / A. Tariq, K. Rafi // Information and Knowledge Management. – 2012. – Vol. 2. – No. 6. – pp. 12-20.
480. Thierauj, R.J. Decision Support Systems for Effective Planning and Control / R.J. Thierauj. – N.J.: Prentice-Hall, Inc. – 1982. – p. 536.
481. Trekin, A. Satellite imagery analysis for operational damage assessment in Emergency situations [Электронный ресурс] / A. Trekin, G. Novikov, G. Potapov, V. Ignatiev, E. Burnaev // N.Y.: Cornell University Library. – 2018. – p. 12. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1803.00397.pdf>.
482. Vilisov, V.Ya. Analysis of Information Technologies Used to Insure Working Efficiency of Personnel [Электронный ресурс] / V.Ya. Vilisov, D.A. Dyatlova // N.Y.: Cornell University Library. – 2017. – p. 7. – URL: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1705/1705.03507.pdf>.
483. Vilisov, V.Ya. Analysis of Transport Model that Approximates Decision Maker's Preferences [Электронный ресурс] / V.Ya. Vilisov // N.Y.: Cornell University Library. – 2015. – p. 15. – URL: <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1509/1509.01815.pdf>.
484. Vilisov, V.Ya. Internal control tools used within hierarchical organizational structures [Электронный ресурс] / V.Ya. Vilisov // Proceedings of the 10th International Conference "Management of Large-Scale System Development" (MLSD). – M.: IEEE, 2017. – p. 5. – URL: <http://ieeexplore.ieee.org/document/8109705/>.
485. Vilisov, V.Ya. Learning Mobile Robot Based on Adaptive Controlled Markov Chains [Электронный ресурс] / V.Ya. Vilisov // N.Y.: Cornell University Library. – 2015. – p. 5. – URL: <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1509/1509.01569.pdf>.



486. Vilisov, V.Ya. Limited Resource Optimal Distribution Algorithm Based on Game Iteration Method [Электронный ресурс] / V.Ya. Vilisov // N.Y.: Cornell University Library. – 2019. – p. 9. – URL: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1905/1905.05707.pdf>.
487. Vilisov, V.Ya. Managing Cellular Billing Plan Switchings [Электронный ресурс] / V.Ya. Vilisov // N.Y.: Cornell University Library. – 2015. – p. 8. – URL: <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1509/1509.05943.pdf>.
488. Vilisov, V.Ya. Modeling the level of risk of decisions accepted at management fire elimination / V.Ya. Vilisov // Fire and Explosion Safety. – 2019. – No. 28 (3). – pp. 36-49.
489. Vilisov, V.Ya. Modelling the Risk Degree when Managing Emergency Situation Liquidation / V.Ya. Vilisov // Proceedings of the 2018 Eleventh International Conference "Management of Large-Scale System Development" (MLSD). – M.: IEEE, 2018. – pp. 1-5. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8551903>.
490. Vilisov, V.Ya. Simulation Model of Two-Robot Cooperation in Common Operating Environment / V.Ya. Vilisov, B.Yu. Murashkin, A.I. Kulikov // Proceedings of the International Scientific and Technological Conference EXTREME ROBOTICS. – Snt. Petersburg: Gangut Publ., 2019. – pp. 535-541.
491. Vilisov, V.Ya. Research of the Robot's Learning Effectiveness in the Changing Environment [Электронный ресурс] / V.Ya. Vilisov // N.Y.: Cornell University Library. – 2015. – p. 4. – URL: <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1509/1509.01553.pdf>.
492. Vilisov, V.Ya. Risk Proneness Estimation Method Developed in Relation to the Decision Taker that Controls the Robotic System [Электронный ресурс] / V.Ya. Vilisov // N.Y.: Cornell University Library. – 2017. – p. 5. – URL: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1703/1703.06161.pdf>.
493. Vilisov, V.Ya. Robot Training Under Conditions of Incomplete Information [Электронный ресурс] / V.Ya. Vilisov // N.Y.: Cornell University Library. – 2014. – p. 6. – URL: <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1402/1402.2996.pdf>.

494. Vilisov, V.Ya. Innovations and Small Business. Current Situation and Modeling / V.Ya. Vilisov, A.V. Vilisova. – San Francisco (CA, USA): Academus Publ. – 2019. – p. 245.
495. Yang, G.Z. The grand challenges of Science Robotics / G.Z. Yang, J. Bellingham, P.E. Dupont, et al. // Science Robotics. – 2018. – Vol. 3. – Iss. 14. – eaar7650.
496. Yun, K. Predicting Rapid Fire Growth (Flashover) Using Conditional Generative Adversarial Networks [Электронный ресурс] / K. Yun, J. Bustos, T. Lu // N.Y.: Cornell University Library. – 2018. – p. 4. – URL: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1801/1801.09804.pdf>.
497. Zhanga, J. Empirical characteristics of different types of pedestrian streams [Электронный ресурс] / J. Zhanga, A. Seyfried // N.Y.: Cornell University Library. – 2012. – p. 8. – URL: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1207/1207.5931.pdf>.

## Приложение А.

### Исходные данные для моделирования транспортной задачи

Без потери общности далее приведены свойства прямой и обратной ТЗ на примере двух источников – ПСЧ ( $m=2$ ) и трех потребителей – вызовов/пожаров ( $n=3$ ). Все элементы ТЗ приведены в таблице А.1 и А.2.

Таблица А.1 – Транспортная таблица исходных параметров ТЗ 2x3

	Пожар 1	Пожар 2	Пожар 3	Наличие АЦ в ПСЧ
ПСЧ 1	$c_{11}$	$c_{12}$	$c_{13}$	$a_1$
ПСЧ 2	$c_{21}$	$c_{22}$	$c_{23}$	$a_2$
Потребность в АЦ	$b_1$	$b_2$	$b_3$	

Таблица А.2 – Транспортная таблица искомым переменных ТЗ 2x3

	Пожар 1	Пожар 2	Пожар 3	Наличие АЦ в ПСЧ
ПСЧ 1	$x_{11}$	$x_{12}$	$x_{13}$	$a_1$
ПСЧ 2	$x_{21}$	$x_{22}$	$x_{23}$	$a_2$
Потребность в АЦ	$b_1$	$b_2$	$b_3$	

Здесь 6 переменных, но *независимыми (свободными)* являются только 2 любые переменные, для определенности – это  $x_{22}$  и  $x_{23}$ . Наличие лишь двух независимых переменных дает возможность наглядно отображать решение и основные свойства прямой и обратной задач на плоскости. При преобразовании ТЗ в ЗЛП введены следующие обозначения:

$$\tilde{c}_{22} \triangleq -c_{11} + c_{12} + c_{21} - c_{22}, \quad (\text{А. 1})$$

$$\tilde{c}_{23} \triangleq -c_{11} + c_{13} + c_{21} - c_{23}. \quad (\text{А. 2})$$

Окончательно ЗЛП на максимум с 2-мя переменными, полученная из ТЗ 2x3, примет такой вид. Целевая функция:

$$L(\bar{x}) = \tilde{c}_{22}x_{22} + \tilde{c}_{23}x_{23} \rightarrow \max_{\bar{x}}, \quad (\text{А. 3})$$

а ограничения-неравенства, после преобразования к стандартной форме, примут вид (А.4). Важную роль в решении обратной ЗЛП (ОЗЛП) играет *нормальный*, т.е. ортогональный, *вектор единичной длины* (НВЕД), являющийся «представителем»

любой гиперплоскости (для ТЗ  $2 \times 3$  – любой линии ограничений или ЦФ) [77, 78, 102].

$$\begin{cases} -x_{22} - x_{23} \leq a_1 - b_2 - b_3 \\ x_{22} + x_{23} \leq a_2 \\ x_{22} \leq b_2 \\ x_{23} \leq b_3 \\ -x_{22} \leq 0 \\ -x_{23} \leq 0 \end{cases} \quad (A.4)$$

Для ЦФ координаты НВВД  $\bar{e} = [e_1 \quad e_2]^T$  могут быть определены как:

$$e_1 = \frac{\tilde{c}_{22}}{\sqrt{\tilde{c}_{22}^2 + \tilde{c}_{23}^2}}; \quad e_2 = \frac{\tilde{c}_{23}}{\sqrt{\tilde{c}_{22}^2 + \tilde{c}_{23}^2}}. \quad (A.5)$$

**Исходные данные для моделирования.** В таблице А.3 приведены данные ТЗ  $2 \times 3$ :  $c_{ij}$ ,  $\bar{a} = [a_1 \quad a_2]^T$ ,  $\bar{b} = [b_1 \quad b_2 \quad b_3]^T$  в формате таблицы А.1, где  $c_{ij}$  отражают обобщенные платежи, присущие моделируемому ЛПР, которые, решая ОЗЛП, и предстоит оценить по наблюдениям за «его решениями».

Таблица А.3 – Данные для моделирования

10	2	20	10
12	7	9	25
5	15	15	35

В нормированном виде (с координатами  $\bar{e}$ ) ЦФ (А.3) примет вид:

$$L(\bar{x}) = -0,225x_{22} + 0,974x_{23} \rightarrow \max_{\bar{x}} \quad (A.6)$$

Тогда параметры нормированной ЗЛП (А.3)-( А.4), как образа исходной ТЗ, для данных таблицы А.3 примут значения, приведенные в таблице А.4.

**Выборка наблюдений (обучающая выборка).** Выборка наблюдений в имитационном эксперименте состоит из 25 ситуаций (СТПР), в которых ЛПР должен распределить ресурсы по одновременным вызовам. В таблице А.5 приведены данные, соответствующие возникавшим ситуациям, где «Полигон» – это специальная СТПР, конструируемая по спектру задачи (левым частям ограничений), которая в дальнейшем используется для проверки качества машинного обучения модели.

Таблица А.4 – Параметры нормированной ЗЛП

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	$max$	

Таблица А.5 – СТПР наблюдений, предъявляемых ЛПР

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
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

ЛПР (т.е. имитирующая его выбор целевая функция (А.6)) в каждой из СТПР

выбрал значения переменных  $x_{ij}$ , приведенные в таблице А.6.

Таблица А.6 – 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 приведены значения ЦФ (в нормированном виде), а также номера пары ограничений (нумерация по таблице А.4), образующих крайнюю точку, выбранную ЛПР в качестве оптимальной. Это – *активные ограничения*, т.к. они участвуют в формировании оптимальной точки-решения для данной СТПР. В столбце «Вариант ОДР» приведена буква варианта ОДР в соответствии с рисунком А.1. В колонке «Кол-во верш.» отражено количество вершин в многограннике ОДР, соответствующей данной СТПР и виду ОДР. Поскольку оптимальное решение соответствует одной из вершин ОДР, то количество вершин соответствует

количеству альтернатив в данной СТПР.

### Возможные конфигурации ОДР для ТЗ 2×3.

На рисунке А.1а-у показаны все возможные типы конфигураций ОДР ЗЛП для ТЗ 2×3, где цифрами приведена нумерация ограничений (по таблице А.4).

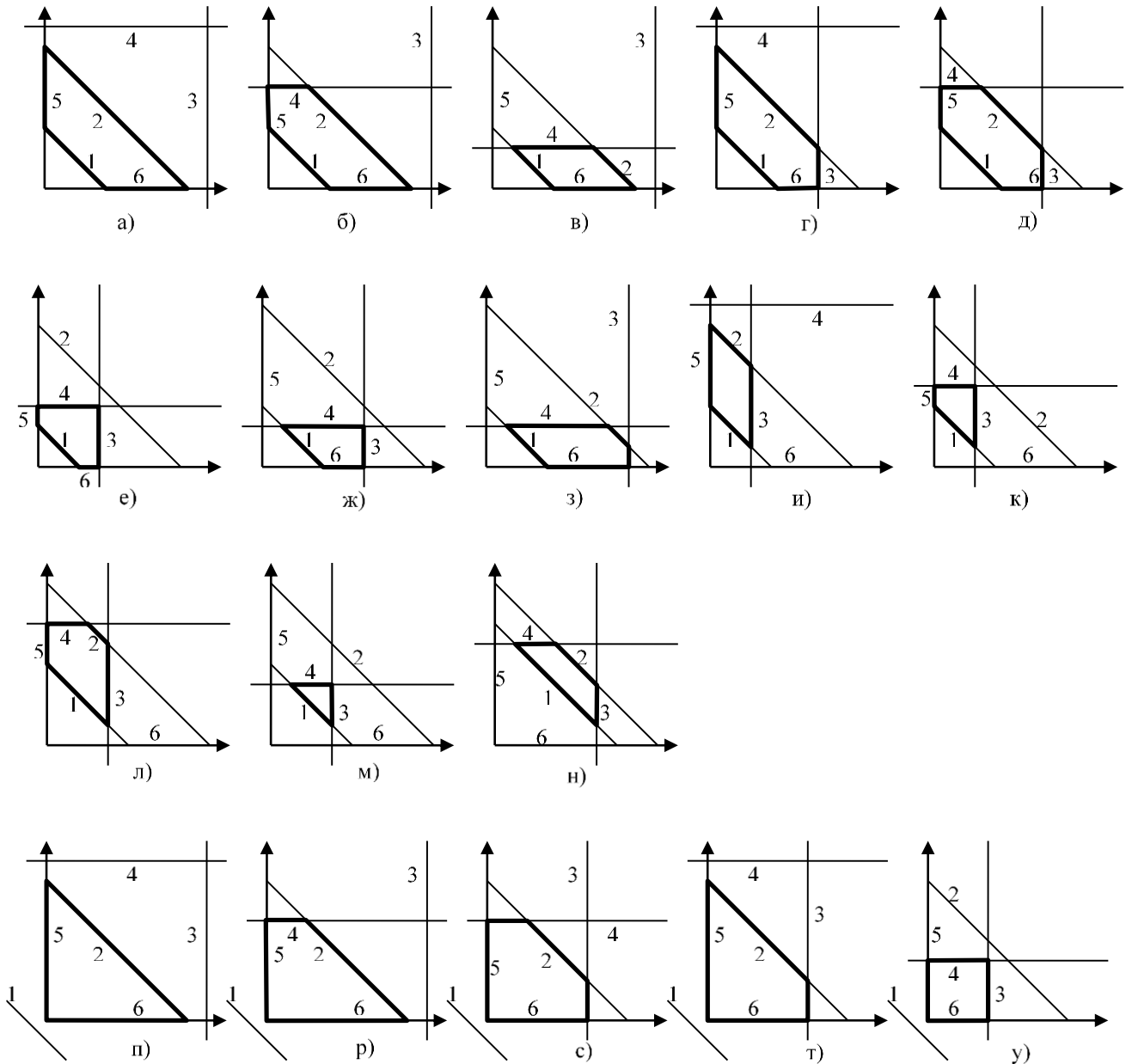


Рисунок А.1 – Возможные конфигурации ОДР ТЗ 2 × 3, приведенной к ЗЛП

### Полигон

Под полигоном (Приложение Б) имеется в виду [77, 78, 102] такая ОДР (рисунок А.2), 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.

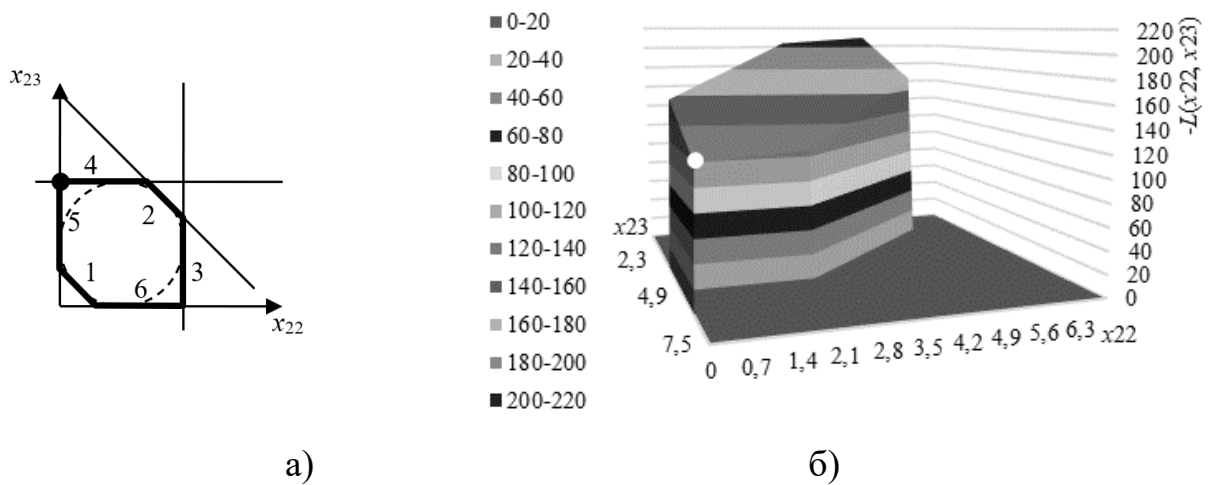


Рисунок А.2 – ОДР-полигон для ТЗ  $2 \times 3$ , 2D – а) и 3D – б)

На рисунке А.2 точками отмечены значения координат оптимального решения для приведенных выше данных моделирования. На рисунке А.2б 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:

1. Все ограничения полигона входят в число активных, т.е. участвуют в формировании границы ОДР.
2. Все альтернативы ОДР максимально информативны, что для 2-мерного случая означает максимально тупые углы при крайних точках ОДР.
3. 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 рисунке А.2а.



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).

Для полигона веса информативности решений имеют максимально однородные значения, что обеспечивает в рекуррентной процедуре оценивания практически равноточное измерение степени приближения решения к установившемуся значению при любом положении гиперплоскости целевой функции. Т.е. пространство НВВД ЦФ практически изотропно для полигона.

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 (Приложение Б) полигона ТЗ размерности  $2 \times 3$  будет иметь вид, приведенный на рисунке А.3.

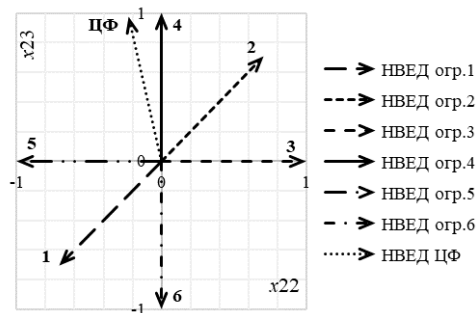


Рисунок А.3 – Спектр полигона для ТЗ  $2 \times 3$

Полигон можно представить, как и любую другую СТПР, системой ограничений-неравенств. 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 ЗЛП могут быть вычислены, аналогично тому, как это выполняется для полигона в ЗЛП (Приложение Б), по

следующей формуле [77, 78, 102]:

$$a_{i0} = R \left( \sum_{j=1}^n a_{ij} + \sqrt{\sum_{j=1}^n a_{ij}^2} \right), \quad (\text{A.7})$$

где  $a_{ij}$  – коэффициент при  $j$ -ой переменной в  $i$ -ом ограничении в системе ограничений (A.4) для задачи размерности  $2 \times 3$ . 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 (таблица А.4). Параметры платежной (транспортной) таблицы ( $c_{ij}$ ) участвуют лишь в целевой функции, 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* (Приложение Б). 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*.

На рисунке А.3 приведен *спектр задачи*, т.е. совокупность нормальных

векторов единичной длины (НВЕД) шести линий ограничений и одной линии уровня целевой функции (ЦФ).

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 рисунке А.4а приведены все возможные для рассматриваемого примера ТЗ  $2 \times 3$  векторы наблюдений, как суммы пар векторов.

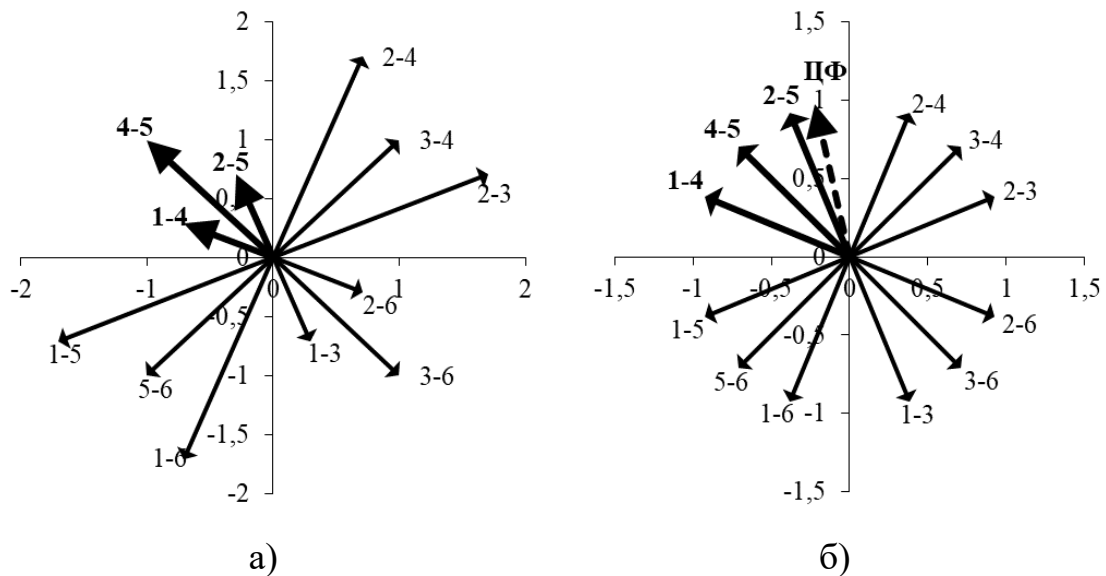


Рисунок А.4 – Варианты векторов наблюдений и принятых решений (а); НВЕД наблюдений и целевой функции (б), как вторичного спектра решений

Таким образом, в каждом наблюдении СТПР (как одна из ОДР рисунка А.1) представляется той или иной совокупностью (от трех до шести) векторов активных ограничений. Общее количество альтернатив, из которых ЛПР делает выбор, может варьироваться для разных СТПР от 3 до 6 (рисунок А.1). Решение, принятое ЛПР, отображается на рисунке А.4 в виде вектора, выделенного жирной линией, где в 25-ти наблюдениях рассматриваемого примера (таблица А.6) ЛПР выбирал 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. На рисунке А.4б приведены НВЕД наблюдений и НВЕД ЦФ, имитирующей предпочтения ЛПР.

## Приложение Б.

### 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.

#### Б.1. Постановка задачи линейного программирования

Одна из форм ЗЛП [159] имеет следующий вид. Целевая функция (ЦФ):

$$L(\bar{x}) = \sum_{j=1}^n c_j x_j, \quad (\text{Б. 1})$$

где  $L$  – целевой показатель;  $\bar{x} = [x_1 \quad x_2 \quad \dots \quad x_n]^T$  – вектор переменных ЗЛП;  $T$  – символ транспонирования;  $\bar{c} = [c_1 \quad c_2 \quad \dots \quad c_n]^T$  – вектор коэффициентов целевой функции ЗЛП.

Критерий (правило) выбора оптимального решения  $\bar{x}^{opt}$ :

$$\bar{x}^{opt} = \arg \max_{\bar{x} \in \Omega} L(\bar{x}), \quad (\text{Б. 2})$$

где  $\Omega$  – 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:

$$\left. \begin{aligned} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n &\leq a_{10} \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n &\leq a_{20} \\ &\dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n &\leq a_{m0} \end{aligned} \right\} \quad (\text{Б. 3})$$

или в векторно-матричной форме:

$$A\bar{x} \leq \bar{a}_0, \quad (\text{Б. 4})$$

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):

$$x_j \geq 0, \quad j = \overline{1, m} \quad (\text{Б. 5})$$

или в векторно-матричной форме:

$$\bar{x} \geq 0. \quad (\text{Б. 6})$$

Ограничения (Б.3)-(Б.6) задают область допустимых решений задачи.

Взаимосвязь параметров в ЗЛП условно представлена на схеме рисунке Б.1, где совокупность параметров  $\{A, \bar{a}_0\}$  отражает текущую СТПР.

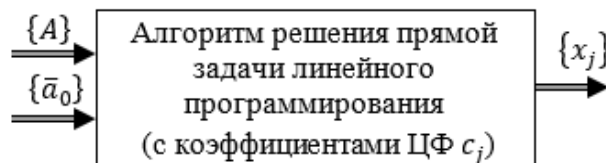


Рисунок Б.1 – Взаимосвязь параметров прямой ЗЛП

На рисунке Б.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 (Б.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 (Б.1)-(Б.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 (Б.1)-(Б.6) рассмотрим простой пример для двух переменных.

Пример. Исходные данные задачи:

$$L(x_1, x_2) = x_1 + x_2; \quad (\text{Б. 7})$$

$$\{x_1^{opt}, x_2^{opt}\} = \arg \max_{\{x_1, x_2\} \in \Omega} L(x_1, x_2); \quad (\text{Б. 8})$$

$$\left. \begin{array}{l} x_1 + 2x_2 \leq 2 \\ 2x_1 + x_2 \leq 2 \\ x_1 \geq 0 \\ x_2 \geq 0 \end{array} \right\}. \quad (\text{Б. 9})$$

Графическая иллюстрация приведена на рисунке Б.2, где все 4 линии ограничений, а область, общая для всех 4-х ограничений (Б.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:  $x_1 = 0,67$ ;  $x_2 = 0,67$ ;  $L = 0,94$ .

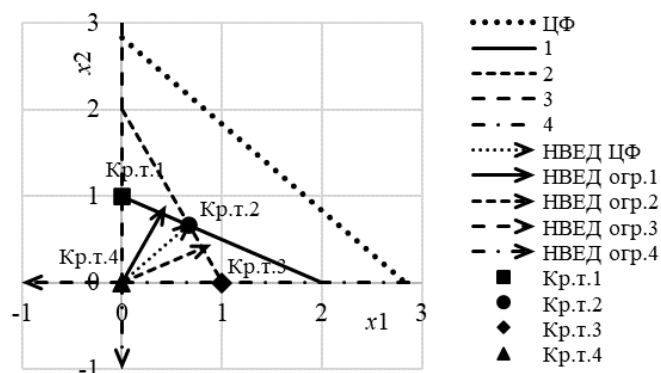


Рисунок Б.2 – Графическое представление прямой ЗЛП

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*.

## Б.2. Концепция решения обратной задачи линейного программирования

В любом из алгоритмов решения ОЗЛП [77, 78, 102] параметры на входе и выходе показаны на рисунке Б.3.

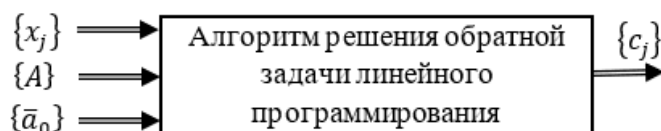


Рисунок Б.3 – Взаимосвязь параметров обратной ЗЛП

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 рисунке Б.2. Если лицу, принимающему решения, предъявлены ограничения (Б.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*.

### **Б.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 рисунке Б.4 показано графическое представление той же прямой ЗЛП, но уже с векторами, нормальными к этим линиям (гиперплоскостям) ограничений-неравенств.

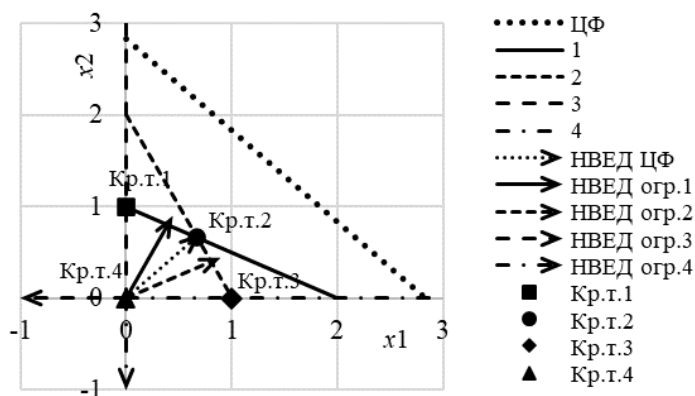


Рисунок Б.4 – Графическое представление прямой ЗЛП с векторным представлением ограничений

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 Б.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 (Б.3) или (Б.4):

$$e_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sqrt{\sum_{j=1}^n a_{ij}^2}}, \quad (\text{Б. 10})$$

где знаменатель выполняет нормирующую функцию, приводящую длину вектора к единице.

Свойство Б.1. Соответствие вектора гиперплоскости его ограничения

является однозначным, а обратное соответствие неоднозначно т.к. по любому НВВД можно построить любое множество гиперплоскостей, отличающихся на константу смещения в пространстве. Т.е. НВВД не определяет однозначного ограничения. Однако, для алгоритма решения ОЗЛП этого и не требуется.

Поскольку все НВВД «пристегнуты» к началу координат, то их положение в пространстве переменных однозначно определяется координатами точки конца вектора, вычисляемыми по (Б.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 НВВД каждой точке-решению соответствует множество векторов. Так решению-крайней точке 2 (рисунок Б.4) соответствуют НВВД ограничений 1 и 2. Можно построить аналогично и НВВД ЦФ.

*Определение Б.2. Совокупность НВВД всех ограничений и НВВД целевой функции называется полным спектром задачи линейного программирования.*

*Определение Б.3. Совокупность НВВД всех ограничений называется спектром задачи линейного программирования.*

Не все ограничения задачи могут образовывать ОДР.

*Определение Б.4. Совокупность НВВД 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 Б.5. Совокупность НВВД 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 НВВД, 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 Б.6. Спектр задачи, в которой левые части ограничений остаются неизменными от одной СТПР к другой, называется *дискретным спектром задачи* линейного программирования.

Определение Б.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 Б.2. В прямой ЗЛП вектор (НВВД) ЦФ известен в силу того, что ЦФ задана, а значит можно воспользоваться (Б.10). Тогда  $n$  ближайших к нему НВВД 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 НВВД.

Свойство Б.3. В обратной задаче линейного программирования вектор (НВВД) 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 Б.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.

В дальнейшем, при конструировании алгоритма решения обратной задачи, будем использовать простейшую из линейных комбинаций векторов - просто их сумму, иногда с некоторыми весами, отражающими информативность наблюдения.

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 рисунке П.5.5.

Эти три СТПР представлены на рисунке Б.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 рисунке Б.5г показан *полный спектр задачи*.

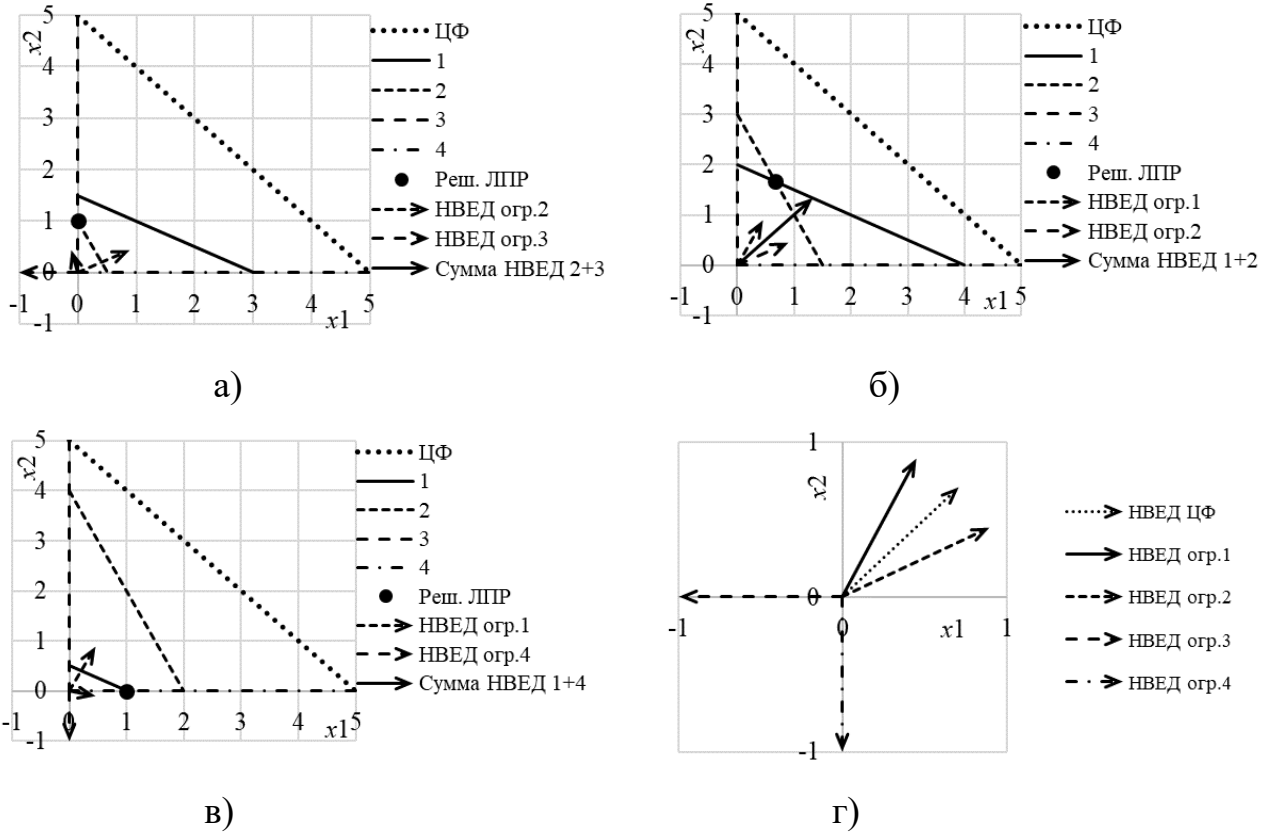


Рисунок Б.5 – Графическое представление решения ЗЛП для трех СТПР

*Свойство Б.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 (свойство Б.3).

#### Б.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 рисунке Б.5. Она заключается в том, что от шага к шагу складываются суммарные вектора каждого наблюдения. Эта процедура графически показана на рисунке Б.6.

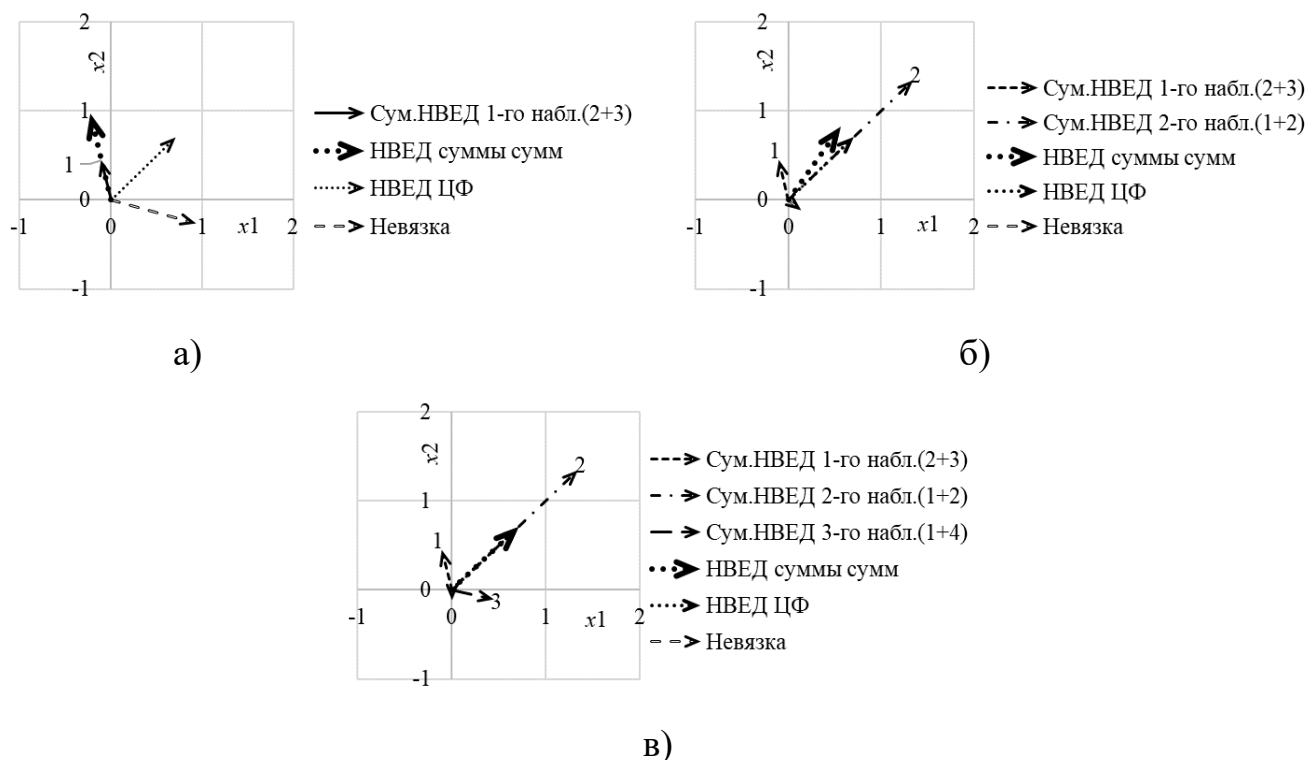


Рисунок Б.6 – Графическая иллюстрация алгоритма решения обратной ЗЛП для трех наблюдений

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 рисунке Б.6в 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:

$$\sum_{j=1}^n a_{ij}^k x_j^k = a_{i0}^k. \quad (\text{Б. 11})$$

**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:

$$e_{ij}^k = \frac{a_{ij}^k}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (a_{ij}^k)^2}}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (\text{Б. 12})$$

**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:

$$s_j^k = \sum_{i=1}^M e_{ij}^k, \quad j = \overline{1, n}. \quad (\text{Б. 13})$$

Длина данного вектора является мерой информативности  $k$ -го решения (его весовым коэффициентом) и вычисляется как:

$$\beta^k = \sqrt{\left( \sum_{j=1}^n s_j^k \right)^2}. \quad (\text{Б. 14})$$

Весовой коэффициент  $\beta^k$  может быть использован для отбора наиболее информативных наблюдений в выборку, что обеспечит ускорение сходимости

оценки ЦФ. Или  $\beta^k$  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 НВЕД  $\bar{e}^K$ , который и является оценкой коэффициентов ЦФ ЛПР. Для этого по всем  $K$  наблюдениям вычислить координаты  $q_j^K$  суммарного вектора  $\bar{q}^K$ :

$$q_j^K = \sum_{k=1}^K s_j^k, \quad j = \overline{1, n}. \quad (\text{Б. 15})$$

Затем вектор  $\bar{q}^K$  следует нормировать (привести к НВЕД), по координатам следующим образом:

$$e_j^K = \frac{q_j^K}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (q_j^K)^2}}. \quad (\text{Б. 16})$$

При появлении всякого нового наблюдения этапы вычислений следует 1-4 повторяются вновь.

Полученный по  $K$  наблюдениям НВЕД  $\bar{e}^K$  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 НВЕД» ЦФ ЛПР и ее оценки – НВЕД  $\bar{e}^K$ .

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 (Б.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.

### **Б.5. Тестовая область допустимых решений – полигон**

Если ЗЛП имеет дискретный спектр, то СТРП 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 Б.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:

$$R = \frac{|\sum_{j=1}^n a_j b_j + a_0|}{\sqrt{\sum_{j=1}^n a_j^2}}, \quad (\text{Б.17})$$

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 (Б.17)) полигона определяются как:

$$a_{i0} = R \sqrt{\sum_{j=1}^n a_{ij}^2}. \quad (\text{Б.18})$$

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:

$$a_{i0} = R \left( \sum_{j=1}^n a_{ij} + \sqrt{\sum_{j=1}^n a_{ij}^2} \right). \quad (\text{Б.19})$$

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 рисунке Б.7.

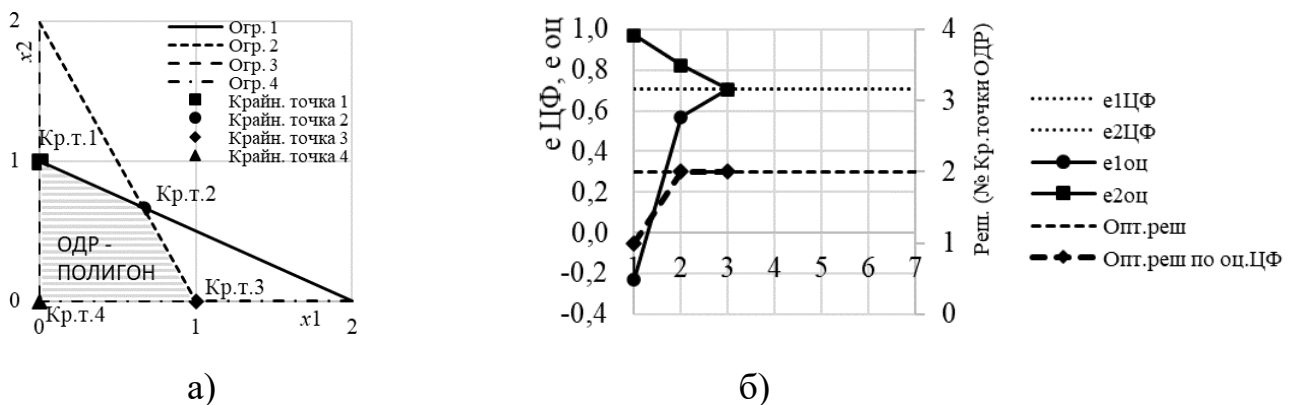


Рисунок Б.7 – Иллюстрация полигона и сходимости оценок на нем

На диаграмме Б.7б 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 рисунке Б.5 и Б.6). А если текущие оценки ЦФ использовать для решения прямой ЗЛП *на полигоне* (рисунок Б.7а), 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.

## **Б.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 [13, 163, 334, 365, 402] приведен рекуррентный алгоритм для последовательного оценивания ЦФ ЛПР, построенный на основе *метода наименьших квадратов* (МНК).

### **Б.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:

$$e_{ij}^k = c_j + \varepsilon_j^k. \quad (\text{Б.20})$$

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 [13, 163, 334, 365, 402] приведен на рисунке Б.8.

В [77, 78] данный алгоритм назван «стохастическим» т.к. в нем используется стохастическая модель измерений (Б.20), принятая в теории стохастического оценивания [47, 120, 220, 236, 336, 337]. Все этапы получения оценки НВВД ЦФ ЛПР с использованием рекуррентного алгоритма включает следующие четыре этапа (рисунок Б.8).

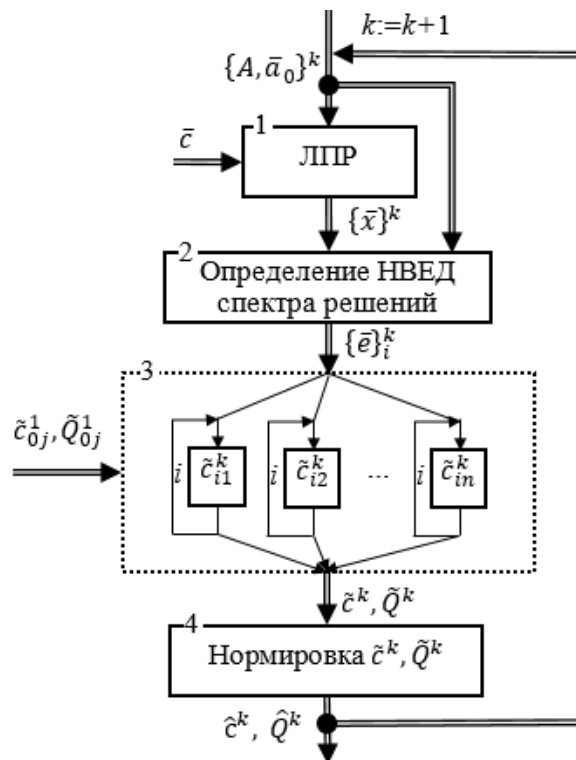


Рисунок Б.8 – Рекуррентный алгоритм вычисления оценок ЦФ ЗЛП

**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 НВВД спектра задачи, которые соответствуют спектру решения  $\{\bar{e}\}_i^k$ , т.е. НВВД, соответствующие ограничениям-неравенствам, обращаемым в точке решения в равенства. Таких векторов в спектре –  $M$ . Обычно  $M = n$ , т.е.  $i = \overline{1, n}$ .

**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 НВВД ЛПР уравнением измерений (Б.20). Каждая координата обрабатывается в соответствии с рекуррентными уравнениями, аналогичными (П7.12), (П7.13):

$$\tilde{c}_{i+1j}^k = \tilde{c}_{ij}^k + \tilde{Q}_{ij}^k (\tilde{Q}_{ij}^k + 1)^{-1} (e_{ij}^k - \tilde{c}_{ij}^k); \quad (\text{Б. 21})$$

$$\tilde{Q}_{i+1j}^k = \tilde{Q}_{ij}^k - \tilde{Q}_{ij}^k (\tilde{Q}_{ij}^k + 1)^{-1} \tilde{Q}_{ij}^k. \quad (\text{Б. 22})$$

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 (Б.12), что обеспечивает единичную длину вектора текущих оценок ЦФ ЛПР  $\hat{c}^k$ .

$$\hat{c}_j^k = \frac{\tilde{c}_j^k}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (\tilde{c}_j^k)^2}}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (\text{Б.23})$$

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:

$$\hat{Q}_j^k = \frac{\tilde{Q}_j^k}{\sum_{j=1}^n (\tilde{c}_j^k)^2}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (\text{Б. 24})$$

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.

### Б.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 ЗПП удобным индикатором сходимости может служить *длина вектора разности двух векторов – НВВД оценки ЦФ ЛПР и истинного (модельного) НВВД*

ЦФ:

$$\Delta_c^k = |\hat{c}^k - \bar{c}| \cdot 0,5. \quad (\text{Б. 25})$$

Идеалом сходимости оценок является  $\Delta_c^k = 0$ . Поскольку каждый из векторов разности имеет единичную длину (НВВД), то максимальная разность (при любой размерности пространства переменных) может быть равна 2 – когда они разнонаправлены. Поэтому в (Б.25) добавлен множитель 0,5, тогда  $\Delta_c^k \in [0; 1]$ . Так для одного из примеров имитации планирования производства [102] на рисунке Б.9 приведена иллюстрация сходимости оцениваемых параметров модели (для  $n=2$ ) к их истинным (модельным) значениям.

На рисунке Б.9а показаны информационные веса ( $\beta^k$ ) спонтанной (неупорядоченной) последовательности решений, принятых ЛПР (имитационные, модельные значения), вычисленные по формуле (Б.14). Последовательные оценки по шагам наблюдения с 1-го по 14-й показаны на рисунке Б.9б.

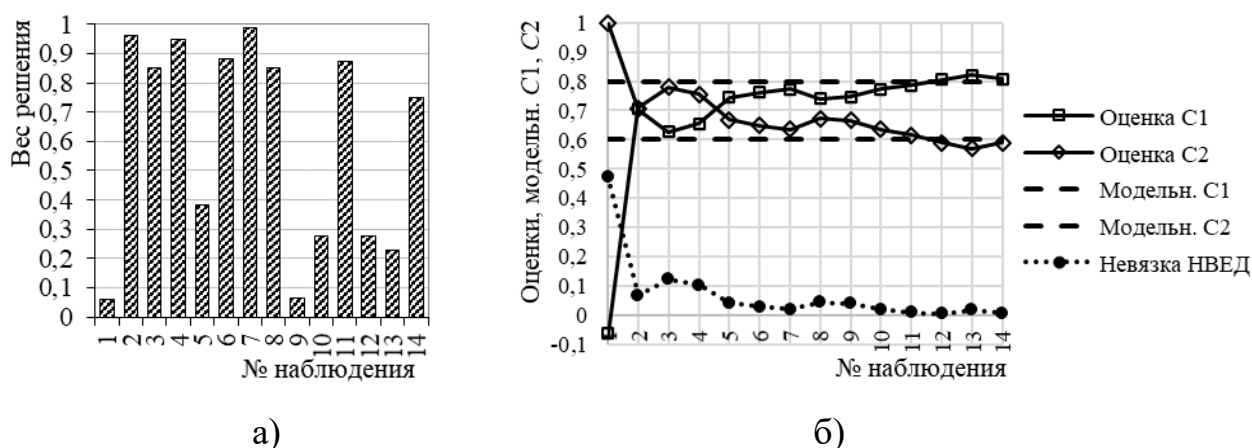


Рисунок Б.9 – Веса решений и сходимость оценок ЦФ ЗЛП к их модельным значениям

Там же отражено изменение невязки  $\Delta_c^k$ . 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 (подпункт Б.5). Для прикладных задач производственного типа на том же примере [102] ОДР-полигон приведен на рисунке Б.10а.

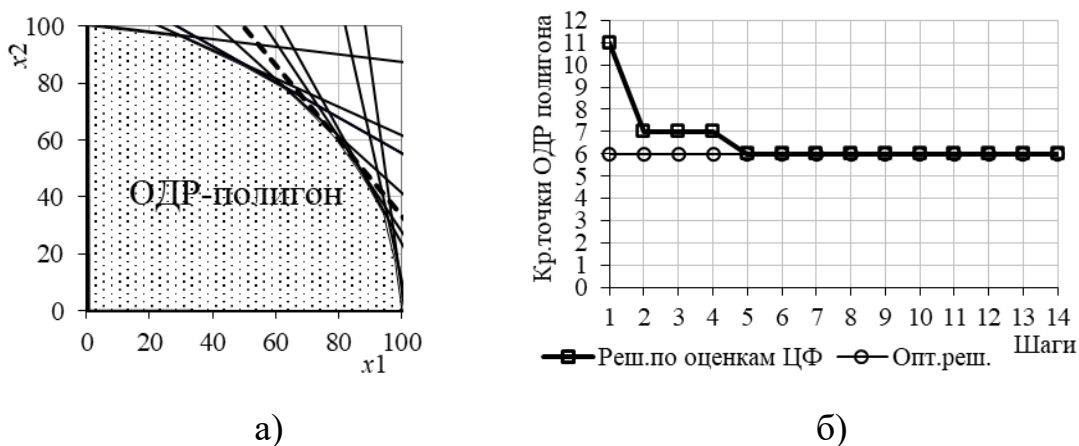


Рисунок Б.10 – Сходимость оценок ЦФ ЛПР на ОДР-полигоне

Если после каждого шага оценивания ЦФ ЛПР (рисунок Б.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 рисунке Б.10б. 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 сравнения с модельными значениями решений (рисунок Б.10б).

### 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 ( $\beta^k$ ) решений (рисунок Б.9а) для данных рассматриваемого

примера приведет к тому, что сходимость оценок по решениям (рисунок Б.10б) 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:

$$\delta_c^{k+1} = |\hat{c}^{k+1} - \hat{c}^k| * 0,5, \quad k = 1, 2, \dots, K. \quad (\text{Б. 26})$$

На рисунке Б.11а проиллюстрировано изменение этого показателя для рассматриваемого выше модельного примера, но данные о модельной ЦФ здесь не используются, а учитываются лишь значения текущих и прошлых оценок. 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.

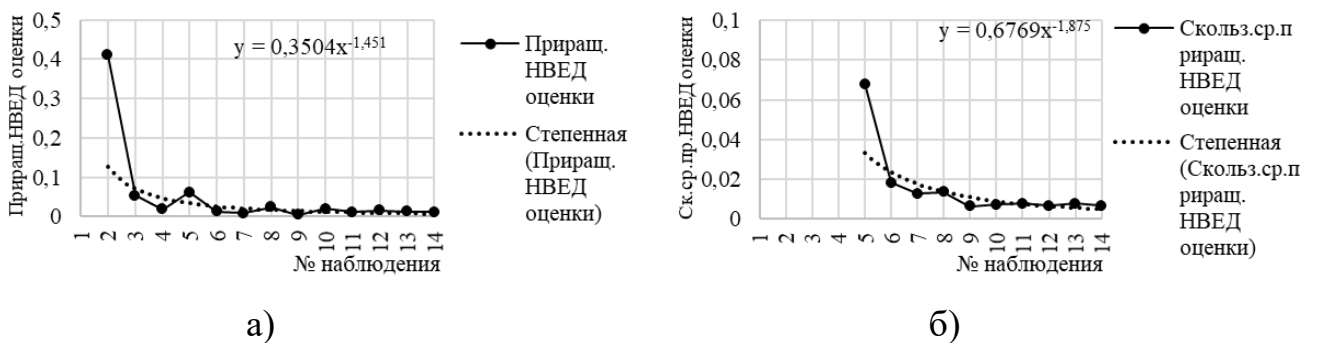


Рисунок Б.11 – Сходимость оценок ЦФ ЛПР по приращениям НВЕД оценки

Здесь выполнена аппроксимация степенной функцией, которая имеет следующий вид:

$$\delta_c^k = 0,3504k^{-1,451}. \quad (\text{Б. 27})$$

На рисунке Б.11б приведена модификация меры сходимости (Б.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 В.

## Свидетельства Роспатента о регистрации программ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



**СВИДЕТЕЛЬСТВО**  
о государственной регистрации программы для ЭВМ  
№ 2021615411

Программа машинного обучения марковской цепи для прогнозирования развития пожара

Правообладатель: *Вилисов Валерий Яковлевич (RU)*

Автор(ы): *Вилисов Валерий Яковлевич (RU)*

Заявка № 2021614394  
Дата поступления 28 марта 2021 г.  
Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 07 апреля 2021 г.

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности  
документ подписан электронной подписью  
Сертификат ключевой пары документов № 118  
Иванович, Михаил Валерий Петрович  
Должность: Директор ФПС по ИС  
Г.П. Ивлиев



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



**СВИДЕТЕЛЬСТВО**  
о государственной регистрации программы для ЭВМ  
№ 2021615358

Искусственная нейронная сеть для оценки эффективности реагирования в многоуровневой системе предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций

Правообладатель: *Вилисов Валерий Яковлевич (RU)*

Автор(ы): *Вилисов Валерий Яковлевич (RU)*

Заявка № 2021614405  
Дата поступления 29 марта 2021 г.  
Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 07 апреля 2021 г.

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности  
документ подписан электронной подписью  
Сертификат ключевой пары документов № 118  
Иванович, Михаил Валерий Петрович  
Должность: Директор ФПС по ИС  
Г.П. Ивлиев



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



**СВИДЕТЕЛЬСТВО**  
о государственной регистрации программы для ЭВМ  
№ 2021615359

Программный комплекс распределения ресурсов пожарных подразделений при одновременных вызовах, построенный на основе машиннообучаемой транспортной модели

Правообладатель: *Вилисов Валерий Яковлевич (RU)*

Автор(ы): *Вилисов Валерий Яковлевич (RU)*

Заявка № 2021614406  
Дата поступления 29 марта 2021 г.  
Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 07 апреля 2021 г.

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности  
документ подписан электронной подписью  
Сертификат ключевой пары документов № 118  
Иванович, Михаил Валерий Петрович  
Должность: Директор ФПС по ИС  
Г.П. Ивлиев



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



**СВИДЕТЕЛЬСТВО**  
о государственной регистрации программы для ЭВМ  
№ 2021615594

Программный комплекс интерактивного тестирования готовности к реагированию пожарного подразделения

Правообладатель: *Вилисов Валерий Яковлевич (RU)*

Автор(ы): *Вилисов Валерий Яковлевич (RU)*

Заявка № 2021614371  
Дата поступления 30 марта 2021 г.  
Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 09 апреля 2021 г.

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности  
документ подписан электронной подписью  
Сертификат ключевой пары документов № 118  
Иванович, Михаил Валерий Петрович  
Должность: Директор ФПС по ИС  
Г.П. Ивлиев





**Приложение Г.  
Акты о внедрении**

Заместитель начальника  
Академии ГПС МЧС России  
по учебной работе  
кандидат военных наук, доцент

М.В. Бедило  
« 22 » 06 2021 г.

**А К Т**

о внедрении результатов диссертационной работы  
Вилисова Валерия Яковлевича, представленной на соискание  
учёной степени доктора технических наук по специальности 2.3.4 –  
Управление в организационных системах (технические науки)  
в учебный процесс Академии ГПС МЧС России

Комиссия в составе председателя - заместителя начальника УНК АСИТ – начальника кафедры информационных технологий к.т.н., доцента Сатина Алексея Петровича и членов - заместителя начальника кафедры информационных технологий УНК АСИТ, к.т.н. Мокшанцева Александра Владимировича, доцента кафедры информационных технологий УНК АСИТ, к.т.н. Минеева Евгения Николаевича и преподавателя кафедры информационных технологий УНК АСИТ Михайлова Кирилла Андреевича подтверждает, что результаты диссертации Вилисова В.Я., посвященной разработке моделей, методов и алгоритмов поддержки управления при ликвидации пожаров и ЧС, использованы при изучении дисциплин «Информационные системы поддержки принятия решений» (направление подготовки 38.04.04 Государственное и муниципальное управление) и «Управление силами и средствами на пожаре» (направление подготовки 20.04.01 Техносферная безопасность), а также при разработке учебно-методических комплексов ряда других учебных дисциплин, преподаваемых на кафедре информационных технологий УНК АСИТ Академии ГПС МЧС России.

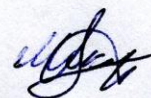
Председатель комиссии  
Заместитель начальника УНК АСИТ –  
начальник кафедры ИТ  
к.т.н., доцент



А.П. Сатин

Члены комиссии

Заместитель начальника кафедры ИТ УНК АСИТ  
к.т.н.



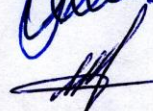
А.В. Мокшанцев

Доцент кафедры ИТ УНК АСИТ  
к.т.н.



Е.Н. Минеев

Преподаватель кафедры ИТ УНК АСИТ



К.А. Михайлов

УТВЕРЖДАЮ

Заместитель начальника  
Академии ГПС МЧС Россиипо научной работе  
доктора технических наук, профессорМ.В. Алешков  
2021 г.

АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы  
Вилисова Валерия Яковлевича, представленной на соискание  
учёной степени доктора технических наук по специальности 2.3.4 –  
Управление в организационных системах (технические науки)

Комиссия в составе председателя – заместителя начальника УНК АСИТ – начальника научно-исследовательского отдела автоматизированных систем и информационных технологий, к.т.н. Шихалева Дениса Владимировича и членов – старшего научного сотрудника НИО АСИТ, кандидата технических наук, доцента Буцынской Татьяны Анатольевны и научного сотрудника научно-исследовательского отдела УНК АСИТ, кандидата технических наук Гудина Сергея Витальевича подтверждает, что результаты диссертации Вилисова В.Я., посвященной разработке моделей, методов и алгоритмов поддержки управления при ликвидации пожаров и ЧС, использованы при разработке критериев оценивания оперативной готовности сил и средств пожарно-спасательных подразделений МЧС России, а также в научных работах учебно-научного комплекса автоматизированных систем и информационных технологий.

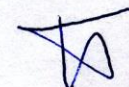
Председатель комиссии

Заместитель начальника УНК АСИТ –  
начальник научно-исследовательского отдела  
автоматизированных систем и информационных технологий,  
к.т.н.


 Д.В. Шихалев

Члены комиссии:

Старший научный сотрудник НИО АСИТ,  
к.т.н., доцент

 Т.А. Буцынская

Научный сотрудник НИО АСИТ,  
к.т.н.

 С.В. Гудин

**ООО «Энергия ИТ»**

Энергия информационных технологий

141070, Россия, Моск. обл.,

г. Королёв, ул. Исаева, д.6

тел.: +7-925-196-01-95

e-mail : robot.ics@yandex.ru

05.07.2021 № 19.21.112/opr

На № \_\_\_\_\_ от \_\_\_\_\_

[Акт о внедрении]

**ПОДТВЕРЖДАЮ**

Директор ООО

«Энергия ИТ»

\_\_\_\_\_ А.А. Седов

» 19.07.2021 года

**АКТ**

**о внедрении результатов диссертационной работы Вилисова Валерия Яковлевича, представляемой к защите на соискание ученой степени доктора технических наук по специальности 2.3.4 – Управление в организационных системах**

Комиссия в составе:

председателя - начальника отдела разработки, кандидата технических наук, старшего научного сотрудника Воронина В.В.;

членов комиссии – начальника отдела программных средств Потапова И.С. и начальника отдела сопровождения проектов Кузнецовой Н.В.

настоящим подтверждает, что результаты диссертационной работы, Вилисова Валерия Яковлевича, использованы в разработках компании «Энергия ИТ».

В проектной деятельности нашей компании при разработке программного обеспечения бортовых систем управления и командного модуля мобильных робототехнических комплексов внедрены математические модели и алгоритмы:

- планирования работ в группе автономных мобильных роботов по рекуррентным алгоритмам, построенным на основе решения обратной задачи линейного программирования;

- распределения заданий в группе автономных роботов на основе машинообучаемых моделей транспортного типа;

- управления мобильными автономными роботами разведки местности с использованием алгоритма машинного обучения управляемых марковских цепей.

Председатель комиссии  
начальник отдела разработки,  
к.т.н., с.н.с.

В.В. Воронин

Члены комиссии  
начальник отдела программных средств

И.С. Потапов

начальник отдела  
сопровождения проектов

Н.В. Кузнецова

ОБЩЕСТВО С ОГРАНИЧЕННОЙ  
ОТВЕТСТВЕННОСТЬЮ

**Компания «ТЕКОС»**

141077, г. Королев Московской обл.,

тел: (916) 770-02-21, (926) 305-70-25

e-mail: drw32@yandex.ru



**УТВЕРЖДАЮ**

Директор ООО

«Компания «ТЕКОС»

М.Е. Варков

« 05 » марта 2021 г.

## АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы  
Вилисова Валерия Яковлевича, представленной на соискание  
ученой степени доктора технических наук

Комиссия в составе председателя – начальника отдела системного моделирования Чиркова Ю.Д. и членов комиссии – начальника отдела прикладного программного обеспечения Захаров С.А., начальника отдела сопровождения Дымова К.А.

составили настоящий акт в том, что результаты, полученные Вилисовым Валерием Яковлевичем в диссертационной работе, были использованы в НИОКР, выполняемых в интересах ряда министерств нашим предприятием в рамках госконтрактов от 03.04.2012 г. № 02.169.11.0001 и от 22.04.2013 г. № 04.N20.11.0002. В частности, разработанные В.Я. Вилисовым модели, алгоритмы и технология внутреннего контроля в иерархических организационных структурах были использованы при разработке прикладного программного обеспечения в целях мониторинга и поддержки управления.

Председатель комиссии  
начальник отдела системного  
моделирования

Ю.Д. Чирков

Члены комиссии  
начальника отдела прикладного  
программного обеспечения

С.А. Захаров

начальника отдела сопровождения

К.А. Дымов





Государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования  
Московской области

**ТЕХНОЛОГИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ**  
имени дважды Героя Советского Союза, летчика-космонавта А.А. Леонова

**УТВЕРЖДАЮ**

Проректор по учебной работе ГБОУ ВО МО  
«Технологический университет»

Е.К. Самаров

2021 г.

**АКТ**

**о внедрении результатов научно-исследовательской работы  
Вилисова Валерия Яковлевича в учебный процесс ГБОУ ВО МО  
«Технологический университет»**

Комиссия в составе председателя – заведующей кафедрой математики и естественнонаучных дисциплин к.т.н, доцента Бугай И.В. и членов комиссии – к.ф.-м.н., доцента Чаусовой О.В., к.т.н., доцента Светушкова Н.Н. подтверждают, что результаты научно-исследовательской работы Вилисова Валерия Яковлевича, связанные с разработкой моделей, методов и алгоритмов поддержки принятия решений и управления в организационных системах, используются на протяжении ряда лет в учебном процессе кафедры математики и естественнонаучных дисциплин по дисциплинам «Методы оптимальных решений», «Методы, алгоритмы и системы интеллектуальной поддержки принятия решений», «Исследование операций», «Встраиваемые системы управления», «Методы скалярной и векторной оптимизации», «Экспертные системы» на лекциях, практических занятиях, при курсовом и дипломном проектировании, а также при подготовке магистерских и кандидатских диссертаций.

Председатель комиссии  
заведующая кафедрой математики и  
естественнонаучных дисциплин к.т.н., доцент

И.В. Бугай

Члены комиссии  
доцент кафедры математики и  
естественнонаучных дисциплин к.ф.-м.н, доцент

О.В. Чаусова

доцент кафедры математики и  
естественнонаучных дисциплин к.т.н, доцент

Н.Н. Светушков