

МИНИСТЕРСТВО РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ПО ДЕЛАМ ГРАЖДАНСКОЙ ОБОРОНЫ, ЧРЕЗВЫЧАЙНЫМ СИТУАЦИЯМ
И ЛИКВИДАЦИИ ПОСЛЕДСТВИЙ СТИХИЙНЫХ БЕДСТВИЙ

Академия Государственной противопожарной службы МЧС России

На правах рукописи



Нгуен Вьонг Ань

**МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ УПРАВЛЕНИЯ ПРОФИЛАКТИЧЕСКИМИ
МЕРОПРИЯТИЯМИ НА ОСНОВЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОЖАРНЫХ
РИСКОВ**

2.3.4. Управление в организационных системах
(технические науки)

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор физико-математических наук
Авдеенко Алексей Михайлович

Москва – 2025

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
ГЛАВА 1. АНАЛИЗ ПРОБЛЕМЫ ПОЖАРНОЙ БЕЗОПАСНОСТИ И ЗАДАЧ УПРАВЛЕНИЯ ПРОФИЛАКТИЧЕСКИМИ МЕРОПРИЯТИЯМИ.....	10
1.1. Анализ статистических показателей пожарной безопасности в региональном и техносферном аспекте	10
1.1.1. Общая классификация пожаров и профилактических мероприятий.....	11
1.1.2. Статистические характеристики пожарных рисков во Вьетнаме	15
1.1.3. Классификация причинно-следственных связей пожарной при оценке пожарных рисков.....	19
1.2. Анализ моделей и методов прогнозирования пожарного риска	22
1.2.1. Модели и методы управления пожарными рисками	22
1.2.2. Методы прогнозирования пожарного риска	25
1.2.3. Сравнительный анализ пожарных рисков во Вьетнаме и мире	27
1.3. Анализ процесса принятия решений при проведении профилактических мероприятий.....	32
1.3.1. Процесс принятия управленческих решений для профилактических мероприятий.....	33
1.3.2. Анализ системы организации управления профилактическими мероприятиями во Вьетнаме	37
Выводы по первой главе.....	40
ГЛАВА 2. СТАТИСТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ АНАЛИЗА ПОЖАРНЫХ РИСКОВ И ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОФИЛАКТИЧЕСКИХ МЕРОПРИЯТИЙ.....	42
2.1. Кластерный и корреляционный анализ баз данных о пожарах.....	42
2.2. Сравнительный анализ результатов в региональном разрезе	58

2.3. Анализ эффективности профилактических мероприятий	60
Выводы по второй главе	64
ГЛАВА 3. МОДЕЛЬ И АЛГОРИТМ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОФИЛАКТИЧЕСКИХ МЕРОПРИЯТИЙ В АДМИНИСТРАТИВНО- ТЕРРИТОРИАЛЬНЫХ ЕДИНИЦАХ	65
3.1. Нейросетевой анализ эффективности профилактических мероприятий	65
3.1.1. Разработка многослойного нейросетевого алгоритма для эффективной кластеризации профилактических мероприятий	66
3.1.2. Реализация модели нейронной сети для прогнозирования эффективности профилактических мероприятий	68
3.2. Сравнительный анализ экспериментов с использованием нейронных сетей в разных регионах	76
Выводы по третьей главе.....	78
ГЛАВА 4. МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОЖАРНЫХ РИСКОВ И АЛГОРИТМ УПРАВЛЕНИЯ ПРОФИЛАКТИКОЙ В АДМИНИСТРАТИВНО- ТЕРРИТОРИАЛЬНЫХ ЕДИНИЦАХ	79
4.1. Разработка модели абсолютной эффективности профилактических мероприятий и прогнозирования пожарных рисков	80
4.2. Разработка алгоритма оптимизации профилактических мероприятий	87
4.3. Структура и функции системы поддержки принятия управленческих решений по снижению пожарных рисков	92
Выводы по четвертой главе.....	99
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	100
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ	102
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	103
ПРИЛОЖЕНИЕ А	118
ПРИЛОЖЕНИЕ Б.....	121
ПРИЛОЖЕНИЕ В	134
ПРИЛОЖЕНИЕ Г	137
ПРИЛОЖЕНИЕ Д	140

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Как свидетельствует мировой опыт, быстрые темпы урбанизации приводят к росту количества пожаров и увеличению ущерба, причиняемого людям и имуществу. Для снижения рисков и последствий пожаров подразделения пожарной охраны и спасательные службы должны принимать активные и эффективные меры по предотвращению и ликвидации возгораний. Эффективность их деятельности зависит от множества факторов, включая профилактические меры по предотвращению пожаров и взрывов, уровень организации системы пожарной безопасности, а также качество управленческих решений. В связи с этим повышение эффективности моделей и алгоритмов поддержки принятия управленческих решений для лиц, принимающих решения, является актуальной задачей.

Для успешного и устойчивого развития сложных технических и социальных систем необходимо прогнозирование пожарных рисков в условиях большого количества различных факторов с учетом их взаимодействия (нелинейность и многомерность), случайных возмущений и невозможности однозначной количественной оценки степени их влияния. Решение этой задачи имеет большой социальный и экономический эффект, позволяет уменьшить риски пожаров и при необходимости обеспечить необходимую концентрацию сил и средств для их ликвидации.

Актуальность диссертационного исследования связана с необходимостью и возможностью использования больших баз данных по пожарам, рискам и профилактике на региональном и муниципальном уровне с применением современных статистических и нейросетевых методов для поддержки принятия управленческих решений при планировании системы мероприятий для снижения пожарных рисков.

Степень разработанности проблемы. Исследования автора опирались на теоретические и практические результаты отечественных и зарубежных ученых: в области разработки систем поддержки принятия решений и исследовании пожарных рисков – Н.Г. Топольского [11, 43, 44], С.Ю. Бутузова [75], Р.Ш. Хабибулина [1, 33, 80], В.С. Ватагина [18], И.В. Сосунова [67], Н.П. Третьякова [76], И.М. Тетерина [69–71], В.И. Терехова [69], Ю.А. Андреева [8], В.Л. Семикова [34, 75], В.А. Минаева [42–44], Н.Н. Брушлинского [12–17, 45, 58], С.В. Соколова [13–15, 17], Е.А. Клепко [13, 15], А.А. Григорьева [25], Н.Л. Присяжнюка [62, 81], В.А. Малько [62], О.В. Ивановой [13, 15], Ф.А. Дали [26], А.О. Семенова [64], А.В. Кузнецова [37], Jing Xin [104], Chongfu Huang [104], Чу Куок Минь [44], А.Т. Дао [27–28], В.Х. Чыонга [74, 81] и др.; в частности, с применением модели нейронной сети для прогноза – А.П. Сатина [2, 3], А.М. Авдеенко [1–5, 32], С.В. Аксенова [6], Ф.М. Гафарова [22], Д.Е. Романова [63], А.А. Порошина [19], А.А. Балобанова [10], I.H. Sarker [117, 118, 122], N. Dalal [90], B. Triggs [90] и др.

В данных исследованиях анализируются проблемы пожарной опасности и оценивания рисков, связанных с возникновением пожаров. Вместе с тем влияние множества факторов, в частности типа муниципального образования, числа профилактических мероприятий, численности населения, на уровень пожарной опасности и возможности их эффективного управления остается недостаточно изученным. В связи с этим в диссертационном исследовании ставится задача разработки моделей и алгоритмов для оценки и прогнозирования эффективности профилактических мер с целью снижения пожарных рисков.

Объект исследования – система управления комплексом профилактических мероприятий для снижения пожарных рисков в административно-территориальных единицах.

Предмет исследования – модели и алгоритмы оценки эффективности профилактических мероприятий и прогнозирования пожарных рисков в административно-территориальных единицах.

Цель исследования – повышение эффективности управления профилактическими мероприятиями на основе прогнозирования пожарных рисков в административно-территориальных единицах.

Для достижения цели исследования поставлены следующие научные **задачи:**

1. Статистический анализ пожаров и поиск причинно-следственных связей между типом населенного пункта, населением, профилактическими мероприятиями и пожарными рисками;

2. Разработка нейросетевой модели оценки эффективности профилактических мероприятий и прогноза пожарных рисков в административно-территориальных единицах;

3. Создание программно-аналитического комплекса оценки эффективности профилактики и прогноза пожарных рисков для различных регионов и типов муниципальных образований (МО);

4. Разработка алгоритма управления комплексом профилактических мероприятий, учитывающих региональную специфику, категории административно-территориальных единиц.

Научная новизна работы заключается в следующем:

– определены факторы, влияющие на эффективность профилактических мероприятий: численность населения и типы муниципального образования;

– создана нейросетевая модель для прогнозирования пожарных рисков с учетом численности населения и типа МО, отличающаяся возможностью учета как количественных, так и качественных факторов в процессе оценки эффективности профилактических мероприятий;

– разработан алгоритм управления комплексом профилактических мероприятий с учетом прогноза пожарного риска и результата оценки эффективности профилактических мероприятий.

Теоретическая значимость работы заключается в развитии теоретических основ управления профилактическими мероприятиями и пожарными рисками на примере Российской Федерации и Вьетнама, внедрении нейросетевых моделей

для оценки факторов, влияющих на пожарную опасность, а также в разработке моделей и алгоритмов, позволяющих управлять эффективностью профилактических мероприятий и прогнозировать пожарные риски.

Практическая значимость работы заключается в управлении комплексом профилактических мероприятий для поддержки принятия решений по снижению пожарного риска в практической деятельности противопожарной службы. Разработанные модели и алгоритмы позволят сократить время принятия управленческих решений, являющихся критически важными для управления пожарной безопасностью. Полученные в диссертационной работе результаты применяются при оценке, контроле и принятии решений по управлению профилактическими мероприятиями во Вьетнаме для снижения пожарного риска в Главном управлении пожарной охраны и аварийно-спасательной службы Министерства общественной безопасности Вьетнама.

Методология и методы исследования. В ходе исследования использовались методы абстрагирования и обобщения, аналогии и сравнительный анализ, статистические методы, кластерный и интервальный анализ, модели и методы искусственного интеллекта, графические методы, приемы анализа и синтеза.

На защиту выносятся:

- алгоритм оценки пожарных рисков и эффективности профилактических мероприятий;
- нейросетевая модель для прогнозирования пожарных рисков и оценки эффективности профилактических мероприятий;
- алгоритм расчета оптимальной профилактики для муниципального образования различного типа в зависимости от численности населения.

Степень достоверности и апробация результатов исследования. Достоверность основных результатов, выводов диссертации обусловлена: применением современных методов и средств исследования, большими базами данных, корректными математическими и статистическими моделями, разработанным высокоэффективным программным обеспечением, анализом

последних достижений в области искусственного интеллекта, обсуждением результатов исследования на различных семинарах и рассмотрением большого объема научной литературы в данной предметной области.

Основные результаты диссертации доложены и обсуждены на XV-ой Всероссийской научной конференции «Зворыкинские чтения» (г. Муром, 2022 г.); X-ой научно-практической конференции «Ройтмановские чтения» (г. Москва, 2022 г.); Международной научно-практической конференции молодых ученых и специалистов «Проблемы техносферной безопасности» (г. Москва, 2023 г.); Международных научно-технических конференциях «Системы безопасности» (г. Москва, 2022–2024 гг.); XVII-ой Международной научно-практической конференции, посвященной 90-й годовщине образования гражданской обороны «Пожарная и аварийная безопасность» (г. Иваново, 2022 г.); XV-ой Всероссийской научно-практической конференции с международным участием (г. Железногорск, 2023 г.); IX-ой международной научно-практической конференции «Пожаротушение: проблемы, технологии, инновации» (г. Москва, 2024 г.).

Внедрение результатов работы. Результат диссертационной работы используются:

– в Главном управлении пожарной охраны и аварийно-спасательной службы Министерства общественной безопасности Вьетнама для решения задач эффективности профилактических мероприятий;

– в учебном процессе Института пожарной безопасности Министерства общественной безопасности Вьетнама при изучении дисциплин «Организация работы по предотвращению и тушению пожаров» и «Основные вопросы пожарной безопасности»;

– в учебном процессе Академии Государственной противопожарной службы МЧС России при изучении дисциплины «Интеллектуальные информационные системы и технологии», преподаваемой на кафедре информационных технологий учебно-научного комплекса автоматизированных систем и информационных технологий.

Публикации. Основные научные результаты отражены в 17 публикациях, в том числе 4 – в рецензируемых изданиях, включенных в перечень ВАК России, 13 работ опубликованы в сборниках научных трудов и материалах международных и всероссийских научных конференций, включая 1 свидетельство Роспатента о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Личный вклад автора.

Результаты диссертационного исследования получены автором лично и при его непосредственном участии. Личное участие соискателя связано с анализом и оценкой пожарного риска в России и Вьетнаме, разработкой нейросетевых моделей и алгоритмов оценки и прогнозирования эффективности профилактических мероприятий и снижения пожарного риска. В разработанной программе для ЭВМ автором определены основные функции и требования к программе, реализованы необходимые алгоритмы и создан пользовательский интерфейс.

Объем и структура диссертации. Работа включает введение, четыре главы, заключение, список литературы, приложения. Содержание работы изложено на 143 страницах, включает в себя 38 таблиц, 40 рисунков, список литературы из 125 наименований и 5 приложений.

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ ПРОБЛЕМЫ ПОЖАРНОЙ БЕЗОПАСНОСТИ И ЗАДАЧ УПРАВЛЕНИЯ ПРОФИЛАКТИЧЕСКИМИ МЕРОПРИЯТИЯМИ

В первой главе диссертационной работы проведен анализ статистических показателей пожаров в России, Вьетнаме и в ряде других стран. Рассмотрены пожарные риски, причины пожаров и профилактические мероприятия. Это является основой для постановки задачи исследования и выбора методов прогнозирования пожарных рисков в целях повышения эффективности профилактических мероприятий.

1.1. Анализ статистических показателей пожарной безопасности в региональном и техносферном аспекте

Для анализа пожарной безопасности по регионам и техническим аспектам необходимо учитывать социально-экономические характеристики, в том числе виды пожаров, управление пожарным риском, причины возникновения пожаров и меры по их предотвращению.

1.1.1. Общая классификация пожаров и профилактических мероприятий

Согласно ФЗ РФ от 22.07.2008 г. № 123-ФЗ (ред. от 25.12.2023 г.) «Технический регламент о требованиях пожарной безопасности», пожары классифицируются по виду горючего материала, по сложности тушения, по опасным факторам пожара [78].

По виду горючего материала: А – твердые горючие вещества и материалы; В – горючие жидкости, плавящиеся твердые вещества и материалы; С – пожары газов; D – пожары металлов; Е – горючие вещества и материалы электроустановок под напряжением; F – пожары ядерных материалов, радиоактивных отходов и веществ [46, 78].

По сложности тушения классификация зависит от масштаба пожара, характеристик местности, типа техники, времени тушения пожара, количества подразделений, участвующих в тушении пожара. Классификация представлена на рисунке 1.1.

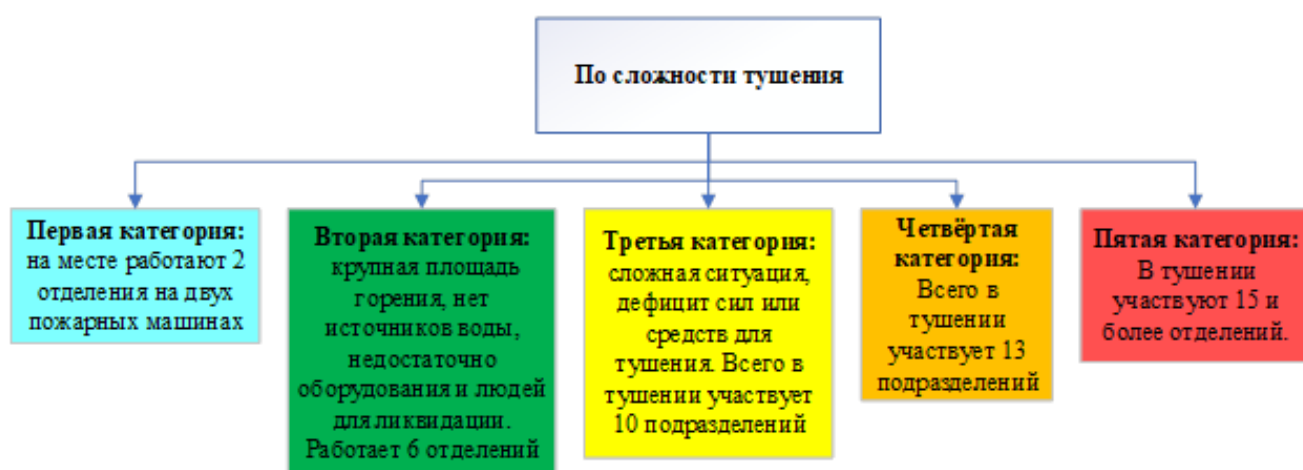


Рисунок 1.1 – Классификация пожаров по сложности тушения

Классификация по опасным факторам пожара основана на учете характеристик пожара, представляющих угрозу жизни и имуществу людей. На рисунке 1.2 показаны типы факторов пожарной опасности.



Рисунок 1.2 – Классификация факторов пожарной опасности

Отметим также, что согласно классификации пожаров во Вьетнаме, пожары классифицируются по признаку возникновения. Например: пожары в жилых зданиях, на промышленных объектах, в лесных массивах, на трансформаторных подстанциях, на складах нефтепродуктов и газа, в высотных сооружениях, а также в автотранспортных средствах и т. д. [32, 46].

Профилактические мероприятия весьма разнообразны во многих сферах жизни. В рамках нашей диссертации рассматриваются только профилактические мероприятия, связанные с областью предупреждения и тушения пожаров [4].

Профилактические мероприятия в области противопожарной безопасности – совокупность превентивных мер, направленных на предотвращение возникновения пожаров и минимизацию их последствий [4]. Согласно ФЗ РФ от 21.12.1994 № 69-ФЗ (ред. от 14.07.2022) «О пожарной безопасности», организация и реализация противопожарной профилактики представляет собой одну из ключевых задач пожарной охраны и осуществляется личным составом Государственной противопожарной службы (ГПС), а также сотрудниками всех форм пожарной охраны [77].

Основные меры пожарной безопасности показаны на рисунке 1.3.

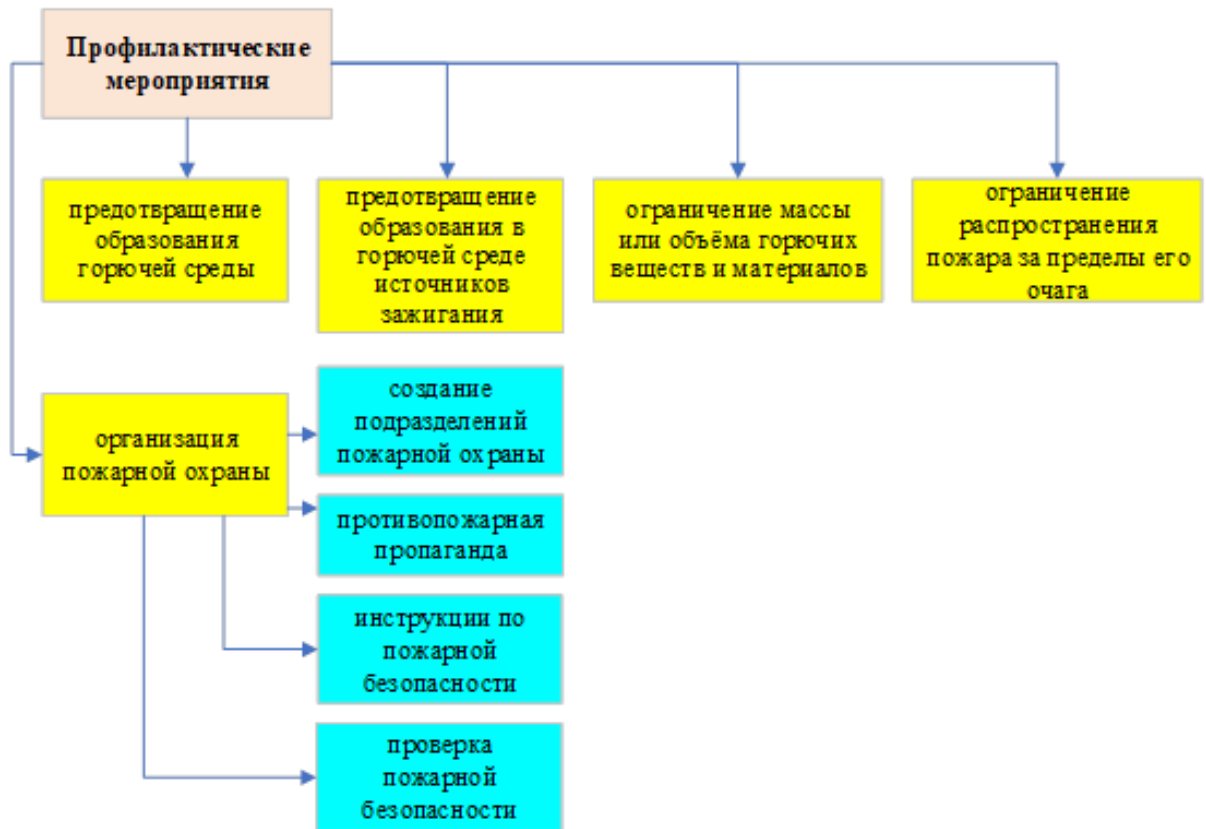


Рисунок 1.3 – Виды профилактических мероприятий

Во Вьетнаме, в соответствии со статьей 14 Закона Социалистической Республики Вьетнам «О предупреждении и тушении пожаров» 2001 года, основными мерами по предупреждению пожаров являются:

– строгий контроль за безопасным использованием легковоспламеняющихся веществ, взрывчатых веществ, источников огня, источников тепла, огневыделяющих инструментов и тепловыделяющего оборудования, а также за легковоспламеняющимися и тепловыделяющими веществами;

– регулярные и периодические проверки с целью выявления пробелов и недостатков в профилактике пожаров и осуществление своевременных мер по их устранению;

– обеспечение условий пожарной безопасности [32, 46].

Распространенные виды противопожарной профилактики в России и во Вьетнаме включают: меры по предотвращению возникновения пожаров, меры по проверке, инструкции по эксплуатации объекта.

Противопожарная защита осуществляется на каждом этапе жизненного цикла объекта – при проектировании, строительстве, эксплуатации, капитальном ремонте и реконструкции [77]. Основной задачей при профилактике и тушении пожаров на объекте является проверка состояния пожарной безопасности, своевременное выявление и устранение нарушений в области предупреждения и тушения пожаров. Поэтому пожарной охране необходимо особое внимание уделять профилактическим мерам: проверке пожарной безопасности объекта.

В последние годы, учитывая эпидемиологическую и геополитическую обстановку, государство взяло курс на снижение количества контрольно-надзорных мероприятий, при этом запрос граждан на обеспечение достойного уровня пожарной безопасности ежегодно растет, о чем свидетельствуют всплески социальной активности на фоне ряда крупных пожаров, произошедших в 2022 году. Таким образом, МЧС России вынуждено переориентироваться с надзорной деятельности на адресную профилактическую работу.

Профилактика пожаров – один из основных видов деятельности, осуществляемых территориальными подразделениями МЧС России. Она направлена в первую очередь на минимизацию риска гибели людей на пожарах, обучение населения грамотным действиям по предотвращению пожаров, а также правилам безопасности при пожаре. Профилактическая работа осуществляется множеством субъектов: подразделениями МЧС России, органами местного самоуправления, региональными органами исполнительной власти и иными организациями. Учитывая данный фактор (полисубъектность), основная проблема заключается в правильном учете результатов профилактической работы. Централизованный учет профилактической работы отсутствует, большая часть отчетных документов формируется на бумажных носителях, что делает практически невозможным их обобщение и (или) обмен информацией между субъектами профилактической работы. По той же причине невозможно дать целостную, объективную оценку результатов профилактической работы.

1.1.2. Статистические характеристики пожарных рисков во Вьетнаме

Обычно для исследования факторов, определяющих опасность возникновения пожаров и взрывов, применяют методы статистического анализа [7].

Социалистическая Республика Вьетнам (далее – Вьетнам) расположена в Юго-Восточной Азии на полуострове Индокитай. Площадь страны превышает 331 тыс. км², а численность населения в 2024 году составила 101 млн человек [27, 28, 47]. На рисунке 1.4 представлено административное деление Вьетнама [55].

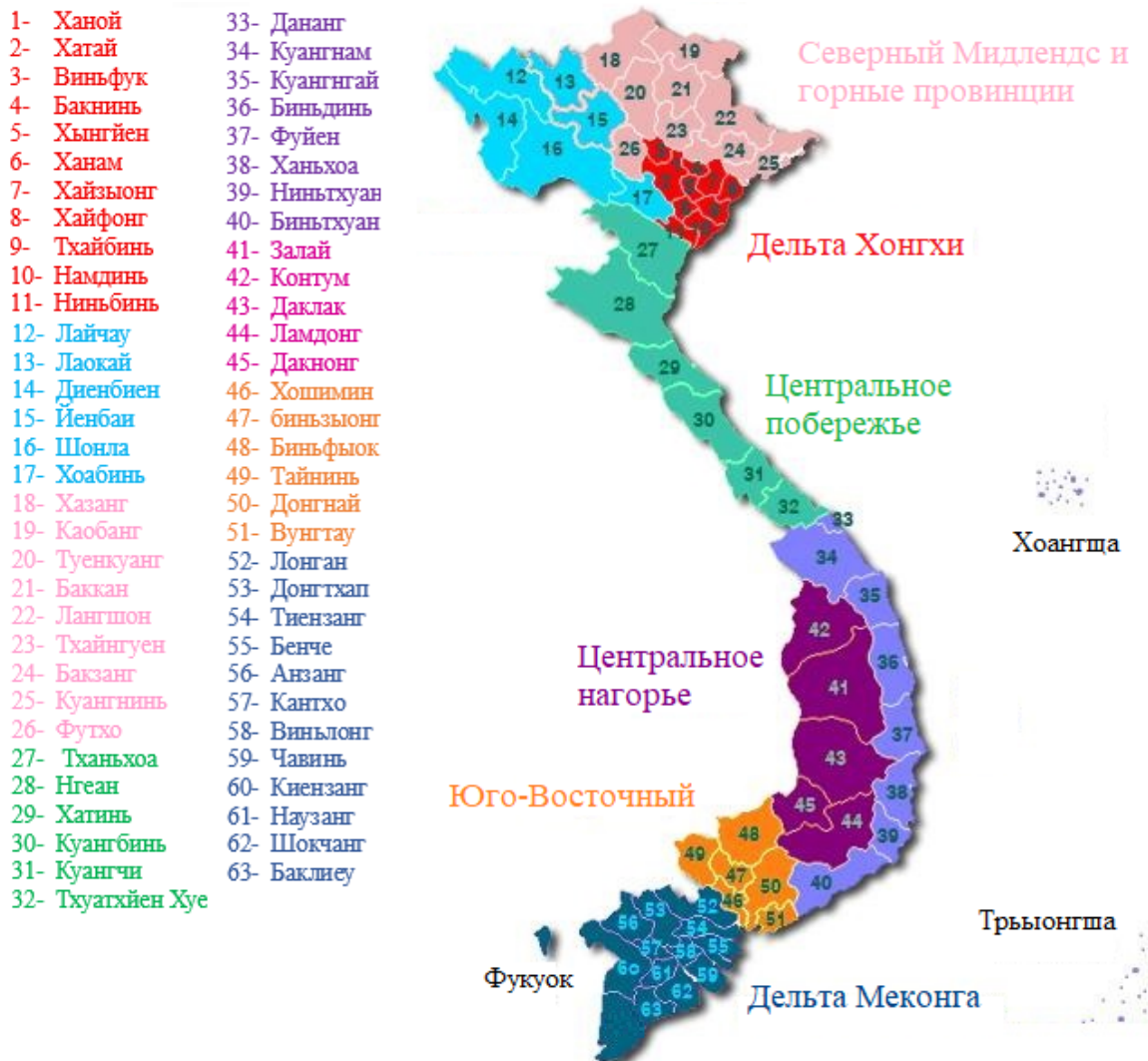


Рисунок 1.4 – Административные границы территории Вьетнама

Как видно на рисунке 1.4, Вьетнам состоит из 63 провинций и городов, включая 57 провинций и 6 городов централизованного управления (Ханой, Хошимин, Хайфон, Дананг, Тхуатхьен Хюэ, Кантхо) [68]. Территория Вьетнама разделена на 6 социально-экономических регионов [47]: Северный Мидлендс и горы; Дельта Красной реки; Северо-центральный и Центральном-побережный регион; Центральное нагорье; Юго-Восточный регион; Дельта Меконга [55, 68].

В таблице 1.1 приведены данные о количестве пожаров и размере ущерба, нанесенного ими во Вьетнаме за период с 2015 по 2024 год [52, 53].

Таблица 1.1 – Статистические данные о количестве пожаров, числе погибших и размере ущерба во Вьетнаме за период 2015–2024 гг. [29, 41, 52, 53, 61, 68]

Год	Число пожаров		Ущерб		
			Число погибших на пожарах, чел.	Число травмированных на пожарах, чел.	Ущерб от пожаров (млн долларов)
	город	сельская местность			
2015	1658	1134	62	264	50,21
2016	1749	1257	98	180	53,91
2017	2518	1556	98	182	74,6
2018	2589	1593	90	208	87,56
2019	1780	1437	85	126	66,4
2020	1443	1321	75	144	40,52
2021	1172	1073	85	130	31,34
2022	1939	1255	109	82	25,77
2023	2105	1335	146	109	38,17
2024	2455	1657	100	89	28,58
Итого	19408	13618	948	1514	497,06
	33026				

На рисунке 1.5 представлены статистические показатели обстановки с пожарами в городах и сельских населенных пунктах Вьетнама за период 2015–2024 гг. [52, 53].

Детализированные статистические данные об ущербе от пожаров во Вьетнаме представлены на рисунках 1.6–1.8.



Рисунок 1.5 – Статистические данные о количестве пожаров во Вьетнаме за период 2015–2024 гг.



Рисунок 1.6 – Статистические данные о числе погибших в результате пожаров во Вьетнаме за период 2015–2024 гг.



Рисунок 1.7 – Статистические данные о количестве травмированных в результате пожаров во Вьетнаме за период 2015–2024 гг.



Рисунок 1.8 – Статистические данные об ущербе от пожаров во Вьетнаме за период 2015–2024 гг., млн долл.

Анализируя пожарную ситуацию во Вьетнаме за последние 10 лет, можно увидеть, что количество пожаров, происходящих в городских районах, намного больше, чем в сельской местности (почти 60% всех пожаров). Наибольшее

количество погибших от пожаров – в 2022, 2023, 2024 гг., наименьшее – в 2015 и 2020 гг., в частности, число погибших на пожарах в 2023 году вдвое превышает показатель 2015 года (см. рисунок 1.6 и рисунок 1.7).

Анализ статистики имущественного ущерба от пожаров показывает, что в 2017, 2018, 2019 гг. было наибольшее количество пожаров, поэтому сопутствующий ущерб также был наибольшим по сравнению с остальными годами. В 2022 году был зафиксирован наименьший материальный ущерб, потому что экономика Вьетнама все еще развивается (см. рисунок 1.8).

1.1.3. Классификация причинно-следственных связей пожарной при оценке пожарных рисков

По мере экономического развития Вьетнама и других стран мира увеличивается количество пожаров, а их последствия становятся все более серьезными. Чаще всего (и как правило) пожары возникают на объектах, где производятся, хранятся и транспортируются легковоспламеняющиеся и взрывоопасные вещества, в том числе на промышленных территориях, где производятся, используются и хранятся легковоспламеняющиеся и взрывоопасные вещества, или на объектах, где транспортируются опасные грузы, являющиеся легковоспламеняющимися и взрывоопасными (автомобильный, морской и железнодорожный транспорт) [21, 28, 53].

В вышеперечисленных областях опасность возникновения пожара может возникнуть в любом месте, в любое время, при любых условиях, а причины ее возникновения также разнообразны. Важно учитывать распространенные причины пожаров и взрывов, чтобы можно было принять соответствующие превентивные меры.

Ниже представлена таблица данных о причинах пожаров. С помощью метода статистического анализа можно проанализировать причины пожаров, произошедших во Вьетнаме за последние 10 лет, и выявить, какая группа причин вызывает наибольшее количество пожаров (таблица 1.2).

Таблица 1.2 – Причины пожаров во Вьетнаме за период 2015–2024 гг. [52–56]

Период	Причины пожаров					
	Неосторожное обращение с огнем	Нарушение правил пожарной безопасности	Стихийные бедствия	Умышленные поджоги	Техногенные причины	Иные причины
2015	1359	145	102	163	536	146
2016	863	69	18	102	1404	48
2017	1188	75	20	134	1865	65
2018	1242	88	16	134	1869	75
2019	645	45	11	127	1682	255
2020	512	27	13	49	1290	109
2021	584	18	14	81	1024	516
2022	1028	89	52	88	466	28
2023	1167	163	132	174	591	167
2024	1209	133	105	142	579	207

Статистический анализ причин пожаров во Вьетнаме за период с 2015 по 2024 год представлен на рисунке 1.9.

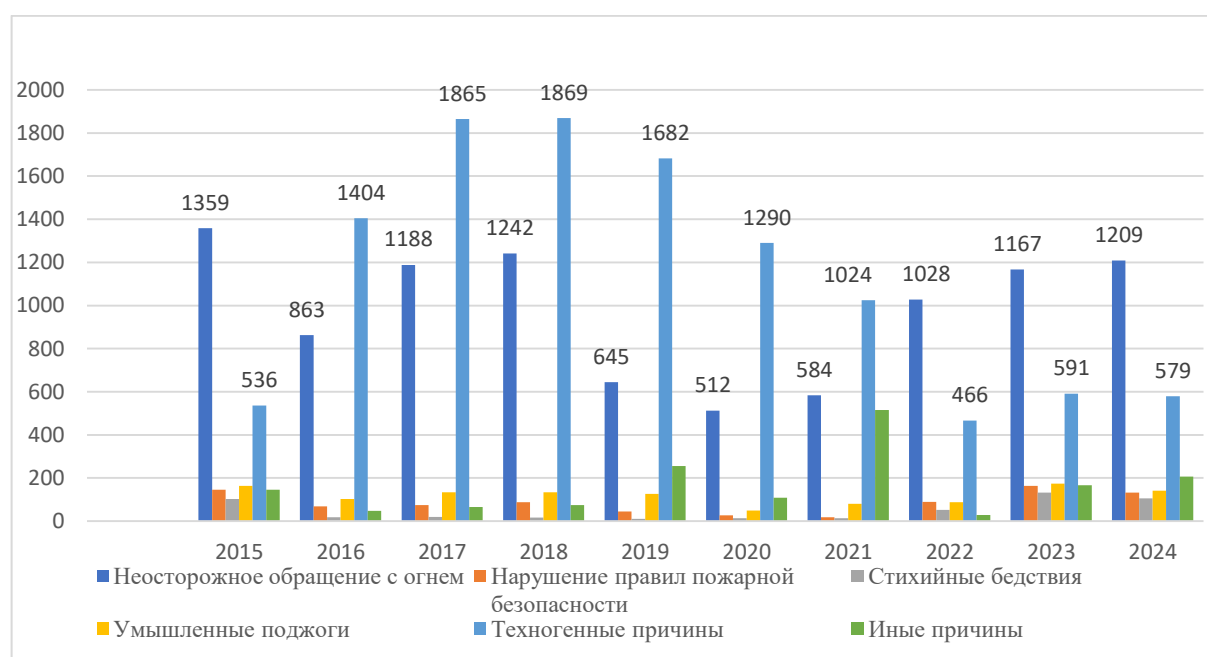


Рисунок 1.9 – Статистический анализ причин пожаров во Вьетнаме за период 2015–2024 гг.

Как видно из приведенных данных, наибольшее количество пожаров возникло по техническим причинам, а на втором месте – неосторожное обращение с огнем (см. рисунок 1.9). Можно сделать вывод, что за период 2015–2024 гг. наибольшее количество пожаров произошло в 2018 г., далее следует количество пожаров, произошедших в 2017 г. В 2021 г. произошло наименьшее количество пожаров, наряду с наименьшим количеством стихийных бедствий.

Согласно статистическим данным о пожарной обстановке в России [59], в период с 2018 по 2022 год произошло 1.789 тысяч пожаров (из них 984 тысячи произошло в городской местности, что составляет 55%, и 805 тысяч случаев – в сельской, что составляет 45%). В результате общий материальный ущерб составил 3,3 млрд долларов США, в том числе человеческий ущерб: 40 995 погибших, 44 059 раненых.

Подсчитано, что в среднем ежегодно в России происходит 358 тысяч пожаров, наносящих материальный ущерб на сумму около 0,66 млрд долларов США, в результате которых погибают 8 199 человек и ранятся 8 811 человек. Наибольшее количество пожаров, произошедших в 2019 году, составило 471 тыс. случаев, наименьшее количество в 2018 году – 131 тыс. случаев.

По статистике пожаров в США [97], в 2022 году местные пожарные службы отреагировали примерно на 1,5 миллиона пожаров. В результате этих пожаров погибло 3 790 гражданских лиц, еще 13 250 человек получили ранения. Ущерб от пожаров оценивается примерно в 18 миллиардов долларов США.

Центр пожарной статистики Международной ассоциации пожарно-спасательных служб (ЦПС КТИФ) [57] ежегодно собирал статистические данные из 27–57 стран мира. В этих странах каждый год фиксируется от 3,1 до 4,5 миллионов пожаров, в результате которых погибает от 24 до 62 тысяч человек. США лидируют по количеству пожаров: ежегодно регистрируется 1,2–1,4 миллиона пожаров. По количеству погибших от пожаров лидируют Индия, Пакистан и Россия, ежегодное число жертв в которых достигает 20 тысяч человек. В среднем ежегодно при пожарах на каждые 100 тысяч человек приходится 1,9 погибших и 5,9 пострадавших, а на каждые 100 пожаров – 0,8 погибших и 2,4

раненых. Наибольшее количество погорельцев на 100 тысяч человек зафиксировано в Белоруссии, России и Украине.

На основании вышеприведенного анализа можно сделать вывод, что причинно-следственная связь развития пожара зависит от следующих факторов: быстрый экономический рост (пожары происходят и концентрируются в основном в крупных городах), местоположение и географические особенности (крупные пожары часто случаются в промышленных парках, высотных зданиях и лесных массивах), характеристики распределения населения (высокая частота пожаров наблюдается в густонаселенных районах).

1.2. Анализ моделей и методов прогнозирования пожарного риска

Для прогнозирования пожарного риска необходимо полно и точно оценить факторы, на него влияющие, включая материальный и человеческий ущерб. Кроме того, необходимо уточнить модели и методы прогнозирования пожарных рисков с целью управления ими и возможного устранения.

1.2.1. Модели и методы управления пожарными рисками

Понятие «риск» – атрибут научного аппарата многих технических, экономических, общественных и естественных наук. Риск – мера вполне

определенных опасностей [9]. На рисунке 1.10 представлен обзор ситуаций с соответствующим риском нежелательных событий и даны их измерения.



Рисунок 1.10 – Обзор ситуаций риска [8]

Пожарный риск – способ выявления и классификации уровней пожарной опасности для людей, материалов и других защищаемых объектов [12, 13, 15].

Модели управления рисками в области пожарной безопасности [17, 60, 115] обычно состоят из трех основных компонентов: выявления потенциальных рисков, оценки рисков и разработки плана по снижению или предотвращению пожарных рисков. Из вышеприведенного анализа можно сделать общую симуляцию процесса управления пожарными рисками, которая представлена на рисунке 1.11.



Рисунок 1.11 – Общее управление пожарными рисками

Первым шагом является определение возможных рисков, что включает в себя рассмотрение целей технологического проекта, среды реализации проекта и потенциальных угроз успеху. Вторым шагом является оценка риска, которая требует сбора информации и анализа данных для определения вероятности возникновения риска, возможных последствий и стоимости устранения риска. Третий шаг заключается в разработке плана по минимизации или предотвращению пожарных рисков, который включает в себя постановку целей управления рисками, принятие решений о надлежащем ответе на каждый риск и реализацию плана [17, 60, 115].

Пожарными рисками можно управлять с помощью различных моделей и методов. Модели оценки и управления рисками включают модель трех линий защиты (TLOD, Three Lines Of Defense) [85], принятие решений на основе рисков и анализ видов и последствий отказов (FMEA, Failure mode and effect analysis) [66]. Примеры методов, которые можно использовать для управления пожарными рисками, включают разработку политик, основанных на рисках, установление четких допусков к риску, внедрение средств контроля рисков, а также мониторинг и оценку процесса управления рисками [72].

Модель «Три линии защиты» (TLOD) представляет собой структуру управления рисками, которая помогает организациям выявлять, измерять, отслеживать и сообщать о рисках в своей деятельности. Модель TLOD фокусируется на трех отдельных ролях, а именно на контроле, гарантии и управлении, которые обеспечивают комплексное решение по управлению рисками [85].

Анализ видов и последствий отказов (FMEA) – это систематический процесс, используемый для выявления потенциальных отказов в системе или процессе. Этот процесс помогает выявить, оценить и приоритизировать потенциальные риски, связанные с процессом, и может помочь организациям определить потенциальные режимы сбоя до их возникновения. FMEA помогает организациям разрабатывать стратегии по снижению этих рисков и улучшению своих процессов [66].

В настоящее время во Вьетнаме, когда происходят пожар, взрыв, стихийное бедствие, наводнение, технологическая авария или чрезвычайная ситуация (ЧС), то ГУПО и АСС Вьетнама служба отвечают за обработку и спасение [31, 54, 56].

1.2.2. Методы прогнозирования пожарного риска

Прогнозирование пожарного риска помогает руководителю пожарной службы оценить масштаб возможного ущерба и принять решение о принятии соответствующих мер по снижению пожарных рисков [17, 60, 115], включая математическое моделирование, которое широко используется сегодня [11, 42, 45]. Кроме того, необходимо рассматривать методы прогнозирования рисков более широко и комплексно, включая методы искусственного интеллекта (ИИ), которые широко используются в мире. Распространены следующие алгоритмы обучения ИИ [30]: машинное обучение [121] (включая контролируемое обучение и неконтролируемое обучение [94, 121]), глубокое обучение (ГО) [108, 119], нейронные сети (НС) [22] и др. Модели и методы ИИ, используемые для прогнозирования пожарных рисков, представлены в таблице 1.3. Вышеуказанные методы искусственного интеллекта могут быть использованы для прогнозирования рисков, особенно в тех случаях, когда нейронные сети, при наличии полной базы данных о пожарах (население, количество пожаров, погибших и т. д.), могут быть обучены точно прогнозировать риск возникновения пожара. Здесь важно выбрать правильный метод искусственного интеллекта, чтобы быстро и точно прогнозировать пожарные риски.

С научной точки зрения существует широкий спектр моделей искусственного интеллекта (ИИ) [79], используемых для поддержки принятия решений в сфере предотвращения и тушения пожаров [49]. В сочетании с многослойными нейронными сетями такие модели ИИ демонстрируют высокую

эффективность при выборе оптимальных мер пожарной безопасности. Многослойные нейронные сети (НС) особенно ценны в задачах прогнозирования, повышения эффективности, сокращения затрат на противопожарные мероприятия, а также в случаях, когда применение традиционных алгоритмических методов затруднено или невозможно [48–51].

Таблица 1.3 – Модели искусственного интеллекта, используемые для прогнозирования риска

Модели ИИ	Алгоритмы обучения ИИ
Контролируемое обучение	Классификация (предсказание метки), регрессионный анализ (предсказание количества) [115]
Неконтролируемое обучение	K-means [109], K-Medoids [112], CLARA [105], DBSCAN [96], иерархическая кластеризация, одиночная связь [123] или полная связь [124], BOTS [120], AIS [84], Apriori [83], Apriori-TID и Apriori-Hybrid [83], FP-Tree [100] и RARM [91], Eclat [125], ABC-RuleMiner [116], корреляция Пирсона [121], анализ основных компонентов [102, 113]
Глубокое обучение	Многослойный перцептрон (MLP) [114], сверточные нейронные сети (CNN или ConvNet) [107], рекуррентные нейронные сети (RNN) [95, 110], генеративно-сопоставительная сеть (GAN) [92, 93], автоэнкодер (AE) [98], ограниченная машина Больцмана (RBM) [111], самоорганизующаяся карта (SOM) [106], сеть глубокого доверия (DBN) [99, 101]
Нейронные сети	Многослойные нейросети [22], сети обратного распространения ошибки [63], цепь Маркова (Markov Chain), сети Хопфилда (Hopfield Network, HN) [9], сети Кохонена (Kohonen Networks)

Исходя из анализа мирового опыта применения искусственного интеллекта (ИИ) [86, 88, 89], готовое программное обеспечение допустимо использовать для поддержки принятия решений только в экстренных ситуациях. Для решения задачи снижения пожарных рисков требуется разработка модели ИИ на основе нейронных сетей и технологий глубокого обучения.

1.2.3. Сравнительный анализ пожарных рисков во Вьетнаме и мире

В России и других странах мира существуют устоявшиеся определения пожарного риска. Однако во Вьетнаме в настоящее время нет возможности разработать методы определения пожарной опасности. В реальной пожарно-спасательной деятельности во Вьетнаме необходима разработка методов выявления и оценки пожарных рисков. Это имеет важное значение в деятельности, организации и управлении, осуществляемых командиром пожарно-спасательной службы, с целью снижения числа пожаров и масштабов причиняемого ими ущерба. При изучении пожарных рисков обычно выделяют три основных аспекта: анализ риска, его оценку и управление им [12, 43, 73]. Общие сведения о пожарной обстановке во Вьетнаме приведены в таблице 1.4.

Таблица 1.4 – Данные о числе пожаров и их последствиях за период 2018–2024 гг. во Вьетнаме

Годы	Население, млн чел.	Количество пожаров, ед.	Ущерб, млн долл.	Гибели при пожаре, чел.
2018	95,5	4182	70,2	97
2019	96,4	3217	72,7	85
2020	97,3	2764	43,2	75
2021	98,5	2245	32,0	85
2022	99,6	1745	25,7	109
2023	100,4	3440	38,1	146
2024	101,1	4112	28,5	100
Среднее	98,4	3101	44,34	100

В связи с этим, при оценке пожарных рисков важно учитывать данные за достаточно продолжительный временной период, чтобы обеспечить максимальную точность результатов. К правовым рискам относятся факторы, характеризующие пожаровзрывоопасность для каждой территории (каждого

региона, области, города, сельской местности и т. д.) и всех объектов, находящихся на ней [44, 62, 74, 104].

В ходе анализа пожаров и их последствий в период 2018–2024 годов во Вьетнаме [27, 54, 56], формулы определения рисков были разработаны следующим образом [12, 13, 15, 46]:

R_1 – отношение пожаров в год к населению:

$$R_1 = \frac{n_n}{N_n} [\text{пож.} / \text{чел.}], \quad (1.1)$$

где n_n – количество пожаров, произошедших за год, N_n – численность населения за 1 год.

R_2 – отношение гибели на пожаре в год к населению:

$$R_2 = \frac{n_2}{N_n} [\text{гиб.} / \text{чел.}], \quad (1.2)$$

где n_2 – число человек, погибших в результате пожаров за год.

В формуле показано, что значение R_1 представляет собой вероятность возникновения пожарной опасности для каждой территории, а значение рисков R_2 представляет собой уровень последствий возникшего пожара [12, 73, 81].

Результаты расчета (R_1 , R_2) для 63 провинций и городов Вьетнама по формуле (1.1) – (1.2) представлены ниже на рисунках 1.12, 1.13. Для удобства анализа пожарного риска эти значения были нормализованы следующим образом: $R_1 = R_1 \cdot 10^2$, $R_2 = R_2 \cdot 10^5$.

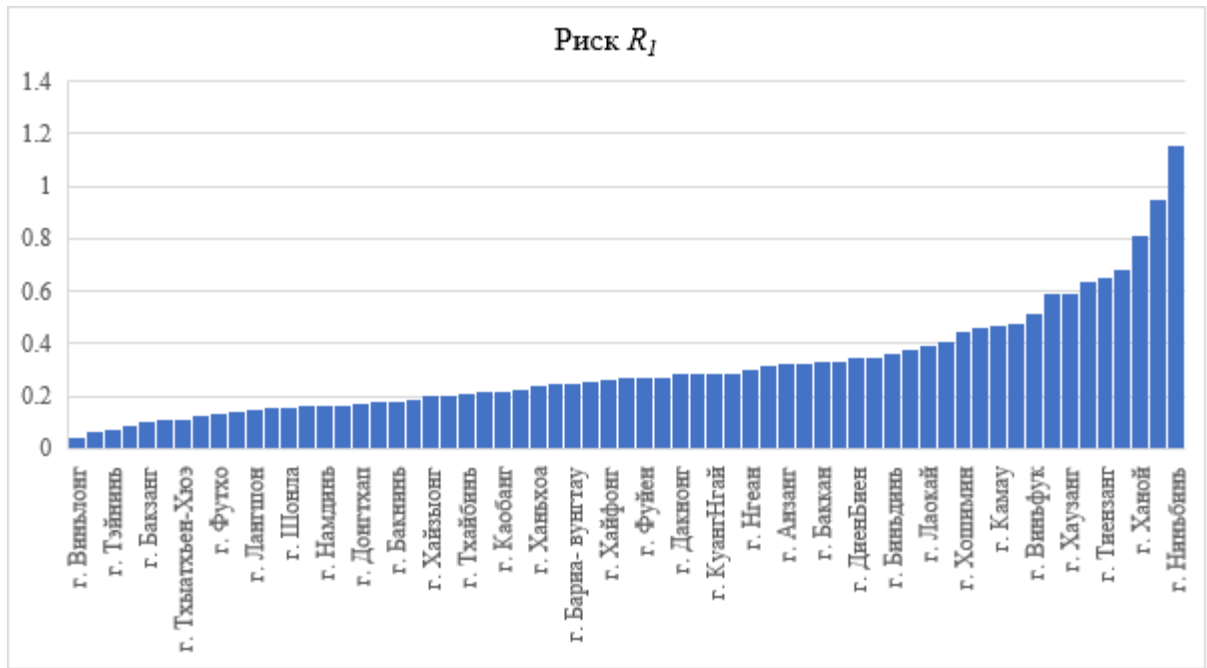


Рисунок 1.12 – Диаграмма распределения рисков R_1 для каждой провинции Вьетнама за период 2018–2024 гг.

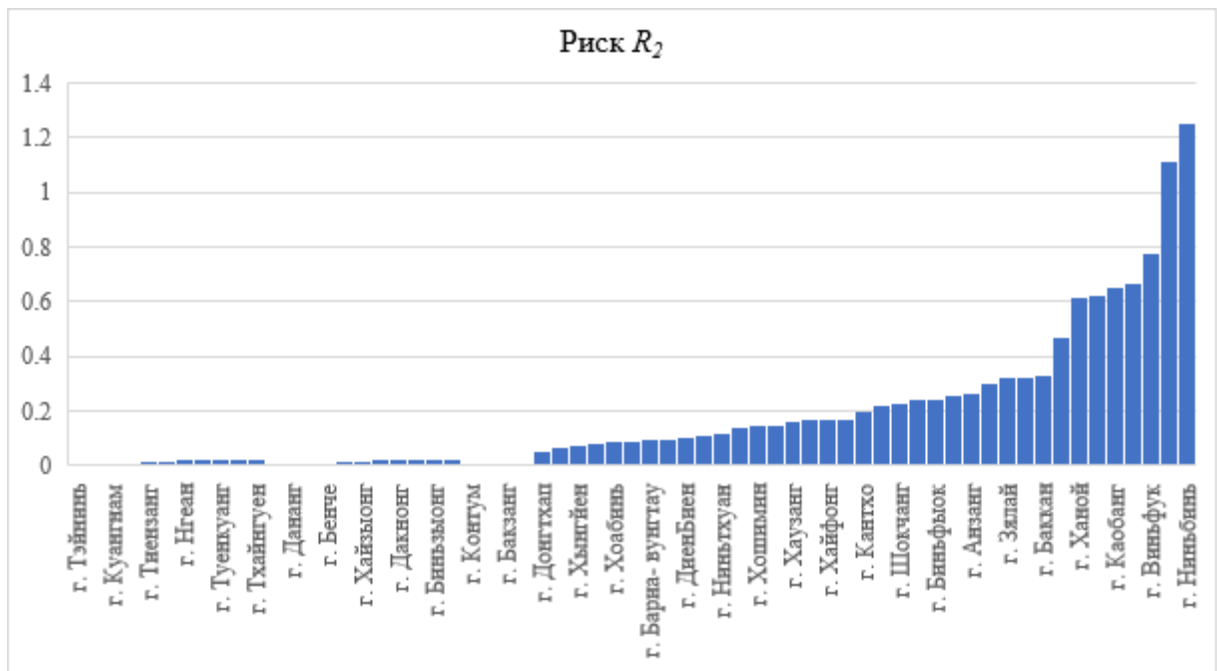


Рисунок 1.13 – Диаграмма распределения рисков R_2 для каждой провинции Вьетнама за период 2018–2024 гг.

Рассчитанные выше данные о пожарном риске показывают, что распределение пожарного риска в провинциях и городах Вьетнама неравномерно. Значение пожарного риска R_1 велико в таких провинциях, как г. Ханой, г. Ламдонг и г. Ниньбинь, и составляет от 0,81 до 1,15 (то есть соответствует от 61 до 73 пож. / 1 млн чел.·год). Минимальные значения – в провинциях:

г. Биньтхуан, г. Виньлонг, г. Тэйнинь, составляют от 0,04 до 0,07 (соответствует от 8 до 14 пож. / 1 млн чел.·год). Для риска R_2 наблюдаются самые высокие значения в провинциях: г. КуангНгай (1,1) и г. Ниньбинь (1,2), где среднее значение этого риска составляет 0,8 гиб. / 1 млн чел.·год. Наиболее высокий риск R_3 наблюдается в провинциях: г. Лонган, г. Лайчау, г. Тхыатхьен-Хюэ, г. Каобанг и г. КуангНгай, где это значение в 5 раз превышает среднее значение и составляет 3 гиб. / пож.

На основе приведенных выше данных о пожарном риске автор предлагает разделить уровни пожарного риска во Вьетнаме на 3 типа: низкий риск ($0 < R_l < 0,4$), средний риск ($0,4 < R_l < 0,8$), высокий риск ($0,8 < R_l < 1,2$).

Таким образом, 63 провинции и города Вьетнама будут распределены следующим образом (см. таблицу 1.5):

Таблица 1.5 – Классификация пожарного риска в провинциях и городах Вьетнама за период 2018–2024 гг.

Уровень пожарного риска	Название провинции (город)	Количество провинций
Низкий риск	г. Виньлонг, г. Биньтхуан, г. Тэйнинь, г. Хоабинь, г. Бакзанг, г. Чавинь, г. Тхыатхьен-Хюэ, г. Куангбинь, г. Футхо, г. Тханьхоа, г. Лангшон, г. Тхайнгуен, г. Шонла, г. Хазанг, г. Намдинь, г. Биньзыонг, г. Донгтхап, г. Контум, г. Бакнинь, г. Баклейеу, г. Хайзыонг, г. Шокчанг, г. Тхайбинь, г. Даклак, г. Каобанг, г. Лайчау, г. Ханьхоа, г. Куангчи, г. Бариа-вунгтау, г. Киензанг, г. Хайфонг, г. Биньфыок, г. Фуйен, г. Донгнай, г. Дакнонг, г. Куангнинь, г. КуангНгай, г. Дананг, г. Нгеан, г. Бенче, г. Анзанг, г. Лонган, г. Баккан, г. Кантхо, г. ДиенБиен, г. Ниньтхуан, г. Биньдинь, г. Хатинь, г. Лаокай	49
Средний риск	г. Куангнам, г. Хошимин, г. Туенкуанг, г. Камау, г. Зялай, г. Виньфук, г. Йенбай, г. Хаузанг, г. Хынгйен, г. Тиензанг, г. Ханам	11
Высокий риск	г. Ханой, г. Ламдонг, г. Ниньбинь	03

Из приведенной выше классификации пожарного риска следует, чтобы руководитель органа по предупреждению и тушению пожаров имел соответствующие меры по управлению пожарной безопасностью для каждого вида пожарного риска. Кроме того, необходимо эффективно применять профилактические меры для снижения пожарных рисков до минимального уровня.

Значения пожарных рисков R_1 и R_2 в РФ за период 2018–2022 гг. представлены в таблице 1.6 [48].

Таблица 1.6 – Статистические данные о пожарных рисках в РФ за период 2018–2022 гг. [48, 59]

Год	Пожары/население (R_1)	Гибель/население (R_2)
2018	$0,897 \times 10^{-3}$	$5,4 \times 10^{-5}$
2019	$3,211 \times 10^{-3}$	$5,8 \times 10^{-5}$
2020	$2,993 \times 10^{-3}$	$5,7 \times 10^{-5}$
2021	$2,673 \times 10^{-3}$	$5,8 \times 10^{-5}$
2022	$2,419 \times 10^{-3}$	$5,3 \times 10^{-5}$
Среднее	$2,43 \times 10^{-3}$	$5,6 \times 10^{-5}$

Для анализа и оценки пожарных рисков во Вьетнаме следует также выполнить сравнение с показателями пожарных рисков ряда стран мира, в частности государств БРИКС (см. таблицу 1.7).

Таблица 1.7 – Среднее значение риска пожара в странах БРИКС за период 2018–2022 гг.

Среднее значение	Пожары/население (R_1)	Гибель/население (R_2)
Россия	$2,438 \times 10^{-3}$	$5,6 \times 10^{-5}$
Индия	$1,608 \times 10^{-3}$	$4,64 \times 10^{-5}$
Китай	$0,650 \times 10^{-3}$	$0,83 \times 10^{-5}$
Вьетнам	$0,349 \times 10^{-3}$	$0,98 \times 10^{-5}$
БРИКС	$1,565 \times 10^{-3}$	$3,69 \times 10^{-5}$

Сравнение пожарных рисков в разных странах позволяет выявить следующее: риск гибели от пожара во Вьетнаме в 5 раз ниже, чем в России, и в 3 раза ниже, чем в среднем по странам БРИКС.

1.3. Анализ процесса принятия решений при проведении профилактических мероприятий

Как правило, пожарные ситуации (ПС) характера возникают стихийно (с высокой скоростью распространения катастрофических событий и непредсказуемым масштабом их развития, характеризующимся многими критериями, неясностью и неполнотой знаний об источниках и сценариях развития ПС). Кроме того, ПС также характеризуется случайностью (в основном из-за резонанса среды, в которой возникает ПС, появляется множество противоречивых или неточных данных и информации). Также необходимо учитывать восприятие человеком ПС и поведение лица, принимающего решения (ЛПР) во время ПС (обычно из-за путаницы в ведомственном и административном общении, несогласованности действий исполнителей и должностных лиц, ответственных за принятие решений, к числу деструктивных факторов относятся паника и неадекватное поведение людей, невнимание при выполнении действий и многое другое) [36]. Результатом ПС является вред, причиненный природе, людям, экономической базе, социальной сфере и природной среде. В связи с этим актуальны мониторинг и ПС – наблюдение, контроль, прогнозирование опасных процессов и природных явлений, являющихся источником возникновения ПС. Кроме того, необходимо исследовать процесс управления противопожарными мероприятиями для точной оценки их эффективности в снижении пожарных рисков.

1.3.1. Процесс принятия управленческих решений для профилактических мероприятий

Как было показано в предыдущем разделе, во Вьетнаме были приняты многочисленные превентивные меры для ограничения риска возникновения пожара на высоком уровне. Но для прояснения этого вопроса необходимо конкретно рассмотреть профилактические меры, которые оказывают непосредственное влияние на снижение количества пожаров, а также на снижение уровня ущерба от пожаров. Это особенно зависит от количества проверок пожарной безопасности объекта, поскольку это напрямую влияет на уровень пожарной безопасности на объекте (например, оснащение современным и подходящим противопожарным оборудованием и средствами пожаротушения). Количество профилактических мероприятий, проводимых инспекцией пожарной безопасности в 63 провинциях и городах Вьетнама, показано на рисунке 1.14.



Рисунок 1.14 – График профилактических мероприятий во Вьетнаме за период 2016–2021 гг.

Согласно приведенной выше диаграмме, Ханой, Хошимин, Куангнинь и Нгеан являются регионами, где организовано больше всего профилактических мероприятий в стране. Однако это города с высоким и средним уровнем пожароопасности. Можно предварительно оценить, что проводимые в настоящее время профилактические мероприятия во Вьетнаме не являются по-настоящему эффективными с точки зрения количества и качества. Для решения этой проблемы необходим дальнейший анализ процесса управления профилактическими мероприятиями.

При организации противопожарных мероприятий и обеспечении лиц, принимающих решения, методами поиска разумных решений в условиях неопределенности и многокритериальности, целесообразно разрабатывать динамические модели для оценки последствий пожарных ситуаций для

интеллектуальных систем принятия решений (ИСПР). При разработке ИСПР для организации ликвидации последствий пожарных ситуаций и управления профилактическими мероприятиями широко используются многие математические модели и методы системного анализа и синтеза сложных систем: нечеткая логика, сетевая нейробиология, когнитивные модели, логический вывод из прецедента, ситуационный анализ и многое другое [36, 65].

Процесс принятия решений представляет собой циклический процесс, в котором субъект управления последовательно выполняет действия, направленные на решение организационных задач. Этот процесс включает анализ текущей ситуации, формирование возможных вариантов, выбор оптимального решения и организацию его реализации [23] (см. рисунок 1.15).



Рисунок 1.15 – Процесс и процедуры принятия управленческих решений [23]

Рассмотрим процесс принятия решений в управлении профилактическими мероприятиями.

1. Анализ ситуации [23]. Чтобы принять правильное решение, ЛПР необходимо знать информацию о пожарной ситуации и факторах, которые на нее влияют.

2. Идентификация проблемы [39]. Первым шагом является определение адекватных и точных профилактических мероприятий для решения проблемы снижения пожарной опасности.

3. Определение критериев выбора. ЛПР необходимо рассмотреть оптимальные варианты выбора. Например, цель состоит в том, чтобы уменьшить количество гибели, уменьшить количество пожаров или применить экономичные профилактические мероприятия.

4. Разработка альтернатив [39]. Поиск наилучших решений требует времени и больших затрат. Поэтому ЛПР необходимо иметь альтернативные решения, если предыдущие решения не подходят. Критерии отбора предлагаемых профилактических мер.

5. Выбор альтернативы. После разработки альтернатив ЛПР необходимо оценить, выбрать меру по предотвращению пожара и проанализировать возможные объективные результаты ее реализации.

6. Согласование решения [39]. При управлении ЛПР мерами по предотвращению пожаров реализация этих решений зависит от кого-то другого. Поэтому для унификации управления сверху вниз необходим этап согласования решений.

7. Управление реализацией [38]. Необходимо четко определить задачи и ресурсы по предупреждению и тушению пожаров. Затем ЛПР распределяет между людьми задания для их выполнения (конкретно кто, где, когда и как) для внесения соответствующих корректировок.

8. Контроль и оценка результатов [40]. Необходимо проверить, являются ли принятые окончательные меры предосторожности эффективными и разумными. При снижении эффективности профилактики необходимы корректировки или замена новыми решениями.

1.3.2. Анализ системы организации управления профилактическими мероприятиями во Вьетнаме

В провинциях и городах Вьетнама в составе МОБ созданы отделы пожарной охраны и аварийно-спасательных служб (ПО и АСС) [28, 31]. Организационная структура ГУПО и АСС Вьетнама показана на рисунке 1.16.



Рисунок 1.16 – Организационная структура ГУПО и АСС Вьетнама

Организационная структура отделов пожарной охраны и аварийно-спасательных служб во Вьетнаме подробно показана на рисунке 1.17.



Рисунок 1.17 – Организационная структура отделов ПО и АСС во Вьетнаме

Управление профилактическими мероприятиями во Вьетнаме теперь будет осуществляться в следующем порядке:

- Верхний уровень:

Министерство общественной безопасности (МОБ) будет руководить процессом принятия решений ГУПО и АСС Вьетнама. Это осуществляется с помощью конкретных руководств, стандартов, положений и юридических документов.

- Нижний уровень:

ГУПО и АСС Вьетнама будет направлять и руководить отделами ПО и АСС провинций и городов при принятии решений в области пожарной безопасности путем издания конкретных указаний для каждого населенного пункта по реализации соответствующих профилактических мероприятий.

Отделение пожарного надзора и пожарной профилактической работы (под отделом ПО и АСС) будет непосредственно руководить объектом по реализации профилактических мероприятий для каждого района.

Так, во Вьетнаме существует организация, отвечающая за управление мерами пожарной безопасности в каждой провинции и городе. Однако управление текущими профилактическими мерами не является унифицированным

и синхронным. Таким образом, проблема заключается в том, что необходимо провести конкретные расчеты превентивных мер по снижению риска возникновения пожаров во Вьетнаме, чтобы эффективнее управлять этими мерами.

Выводы по первой главе

1. Пожарные ситуации во Вьетнаме и других странах мира имеют схожие и различные характеристики с точки зрения сложности, причины возникновения пожаров, количества причиненного ими ущерба. Основными причинами изменения количества пожаров являются экономический рост и рост населения, а также на них влияют вопросы, связанные с этнической принадлежностью, религией, культурой и обществом. Необходимо принимать соответствующие и активные превентивные меры для минимизации количества пожаров и их последствий.

2. При оценке пожарных рисков необходимо учитывать как территориальные особенности, так и аспекты, связанные с управлением безопасностью. В частности, это касается: характеристики географического положения, характеристики населения, эксплуатационных характеристик объектов и других характеристик пожарной опасности. При сравнении пожарных рисков в разных странах было выявлено, что риск гибели от пожара во Вьетнаме в 5 раз ниже, чем в России, и в 3 раза ниже, чем в среднем по странам БРИКС.

3. Основываясь на анализе приложений ИИ в мире, готовое программное обеспечение нельзя использовать для поддержки принятия решений, за исключением экстренных ситуаций. Для обучения необходимо построить модель ИИ на основе нейронных сетей и глубокого обучения, целью которой является решение задачи управления профилактическими мероприятиями и прогнозирование пожарных рисков.

4. Проанализированы факторы, влияющие на риск пожаров, рассмотрены профилактические мероприятия и управление профилактическими мероприятиями во Вьетнаме. Количество профилактических мер во Вьетнаме относительно велико по сравнению с Россией, однако качество их эффективности невысоко. Кроме того, отсутствует единообразие и единство в управлении

профилактическими мероприятиями. Необходима конкретная оценка этого вопроса с целью сокращения количества пожаров и числа погибших в результате пожаров.

5. Определены задачи исследования, обеспечивающие достижение цели диссертации:

– Статистический анализ пожаров и поиск причинно-следственных связей между типом населенного пункта, населением, профилактическими мероприятиями и пожарными рисками;

– Создание программно-аналитического комплекса оценки эффективности профилактики и прогноза пожарных рисков для различных регионов и типов муниципальных образований (МО);

– Разработка нейросетевой модели оценки эффективности профилактических мероприятий и прогноза пожарных рисков в административно-территориальных единицах;

– Разработка алгоритма управления комплексом профилактических мероприятий, учитывающих региональную специфику, категории административно-территориальных единиц.

ГЛАВА 2. СТАТИСТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ АНАЛИЗА ПОЖАРНЫХ РИСКОВ И ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОФИЛАКТИЧЕСКИХ МЕРОПРИЯТИЙ

Во второй главе диссертационной работы проведен кластерный и корреляционный анализ в 3-мерном пространстве («пожар – население – гибель»). Для кластерного анализа использовался метод *K*-средних [20, 24, 25, 76]. Поскольку количество кластеров заранее не было известно, то предполагалось, что количество кластеров меньше половины общего количества экспериментальных точек. Для каждого числа предполагаемых кластеров определяли отношение суммы внутри кластерных дисперсий к общей дисперсии. Минимум зависимости этой величины от предполагаемого количества кластеров определял их число. В двумерных сечениях проекций кластерного пространства для каждого кластера определяли коэффициент парной корреляции с заданным уровнем значимости стандартным образом. Подобный подход позволял получать значимые корреляций внутри кластеров при отсутствии корреляций на всей базе. Это является основой выбора подходящих методов ИИ для прогнозирования пожарных рисков и эффективности профилактических мероприятий [2].

2.1. Кластерный и корреляционный анализ баз данных о пожарах

Региональные базы данных о пожарах включают полную информацию – от времени их возникновения до классификации происшествий и оценки связанного с ними ущерба. Особое значение имеют задачи статистического

анализа этих данных, а также перспективы применения методов ИИ для прогнозирования эффективности профилактических мер, направленных на снижение числа жертв и общего ущерба от пожаров [51].

Применение статистических методов для разработки системы поддержки принятия решений в области предотвращения пожаров и чрезвычайных ситуаций является наиболее эффективным и экономически выгодным методом оптимизации [51]. Поскольку применяется этот метод, необходимо иметь базу данных о пожарах многих населенных пунктов, включенных в программу анализа, чтобы иметь возможность делать основные прогнозы пожаровзрывоопасной ситуации на последующие годы. Кроме того, используя статистические методы, можно увидеть корреляцию между факторами в процессе анализа данных. Метод статистического анализа данных о пожарах является важным этапом в обучении системы ИИ для прогнозирования возможных пожаров и их ущерба.

В исследовании, проведенном на базе двух субъектов РФ, Нижегородской области и Республики Башкортостан, и 63 муниципальных образований Вьетнама, использовали два метода – кластерный анализ (КА) и методы корреляционного анализа [2].

Для реализации алгоритма КА использовали метод K -средних в рассматриваемом пространстве [3, 4, 8, 13, 14, 16, 20, 24, 25, 35, 55, 80, 82, 87, 103]. В нулевом приближении предполагаемые центры кластеров равномерно распределены в d -мерном пространстве. Далее вычисляются центры тяжести относительно этого приближения, и новые центры переносятся в эти точки. Процесс продолжается до тех пор, пока смещение центров кластеров не станет меньше заданного значения. В нашем случае – $0,01 * \sqrt{d}$. Для вычисления количества кластеров использовали отношение внутри кластерной дисперсии к межкластерной дисперсии в зависимости от предполагаемого числа кластеров. Выход этой величины на почти асимптотическое значение – изменение при увеличении числа кластеров на единицу менее 0,01 – принимали за достаточное количество кластеров. КА применялся ко всей исходной базе совместно и к

каждому типу МО отдельно. Во всех анализируемых субъектах РФ и Вьетнама число кластеров составило два [2]. Реализация алгоритма в среде *Python* представлена ниже в Приложении А1-2.

Результаты КА проектировались на три плоскости по числу пар переменных и далее подвергались корреляционному анализу стандартным образом. Последовательность обработки данных в предлагаемом исследовании – кластерный анализ и лишь потом корреляционный анализ кластеров по отдельности в сечениях пространства – связана с тем, что при проектировании всех данных на плоскости все коэффициенты корреляции статистически незначимы [2].

Коэффициенты корреляции определялись следующим образом [2, 13, 25]:

$$\text{corr}(x_i, x_j) = \frac{\sum_k^n (x_{ik} - \bar{x}_i)(x_{jk} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_k^n (x_{ik} - \bar{x}_i)^2 (x_{jk} - \bar{x}_j)^2}}, \quad (2.1)$$

где $i=1\dots d$ – размерность пространства, x_{ik} – случайные величины $k=1\dots n$, \bar{x}_i – математическое ожидание случайной величины x_i . Величина $\text{corr}(x_i, x_j)$ сравнивалась со значением при заданном уровне риска α и величине свободы $r_{cr}(\alpha, n - 1)$, при $|\text{corr}(x_i, x_j)| > r_{cr}(\alpha, n - 1)$ корреляцию принимали достоверной с уровнем риска принятия гипотезы α [2].

Результаты КА и его проекции на различные плоскости представлены на рисунке 2.1 для Нижегородской области за период 2021–2024 гг. по 57 МО [2]. В результате обработки полученных данных было построено трехмерное пространство, где на оси x нанесены данные о населении, на оси y – данные о пожарах и на оси z – данные о гибели людей на пожарах.

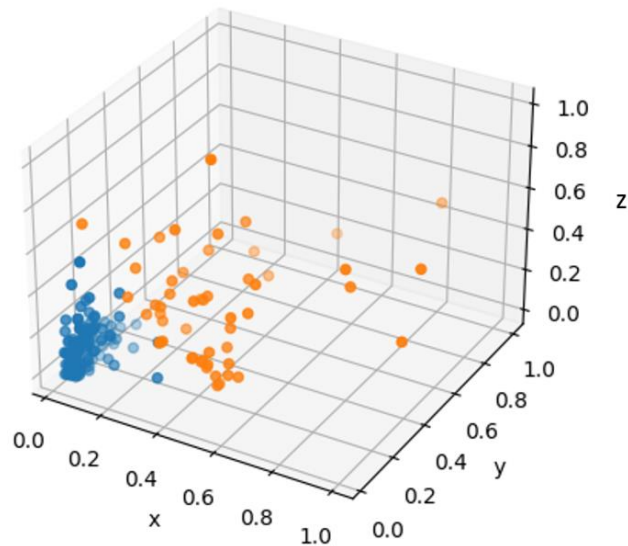


Рисунок 2.1 – Результаты кластерного анализа в пространстве:
население (x) – пожары (y) – гибель (z)

Все величины нормированы на соответствующие максимальные значения. Это позволяет использовать алгоритмы, описанные выше для любого субъекта Российской Федерации и регионов Республики Вьетнам. Если известны нормировки, то восстановление исходных значений анализируемых величин в дальнейшем не представляет труда. Кластеры двух типов на рисунке 2.1 визуализированы различными цветами.

Анализ показывает, что один из кластеров более локализован и сгруппирован. При этом он тяготеет к более крупным МО, в частности, городским районам областного центра. Второй кластер более рассредоточен, имеет большую дисперсию и, скорее, характерен для относительно небольших МО [2].

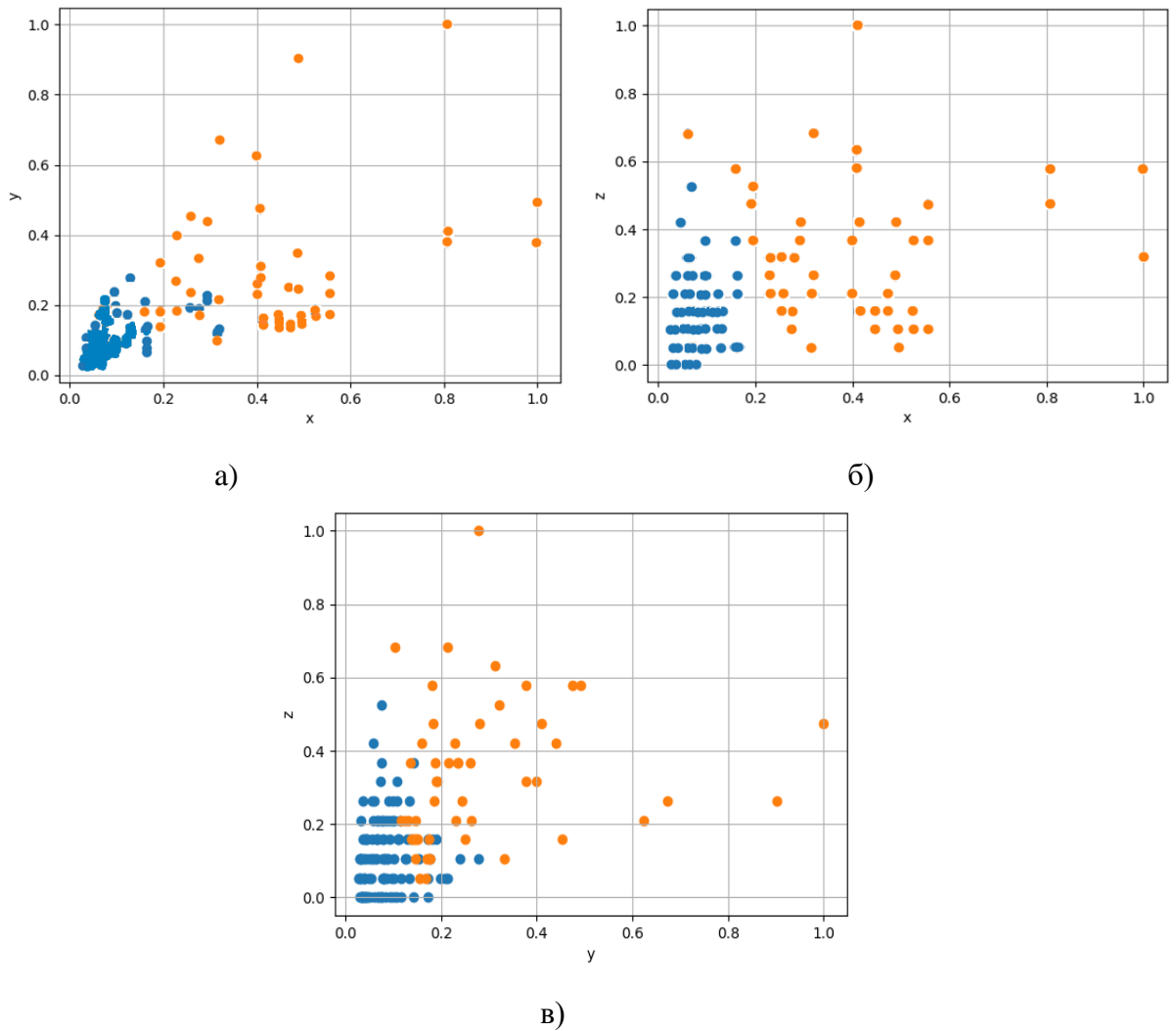


Рисунок 2.2 – Проекция кластеров на плоскости: а) население (x) – пожары (y),
б) население (x) – гибель (z), в) пожары (y) – гибель (z)

Результаты корреляционного анализа во всех ортогональных плоскостях исходного пространства представлены на рисунке 2.2. Цветовая гамма анализа та же, что и в трехмерном пространстве. Рассматривались плоскости: население – пожары; население – гибель; пожары – гибель [2]. Уровень риска принятия гипотезы о корреляции принимался $\alpha=0,02$. В таблице 2.1 представлены количественные характеристики корреляций и указано количество точек (n), отнесенных к каждому кластеру и табличное значение коэффициентов корреляции r с заданным уровнем риска α [2].

Таблица 2.1 – Результаты корреляционного анализа в двумерных сечениях исходного пространства КА

	Кластер 1 (1)		Кластер 2 (2,3)	
	<i>r</i>	<i>n</i>	<i>r</i>	<i>n</i>
(xy)	0,334 (0,329)	53	0.496 (0,210)	117
(xz)	0,007	53	0,215 (0,210)	117
(yz)	0,199	53	0,074	117

В плоскостях «население – пожары» корреляции значимы и положительны в обоих кластерах. В то же время корреляции в плоскости «население – гибель» для второго кластера значимы с тем же уровнем риска $\alpha=0,02$. В сечении «пожары – гибель» отсутствует значимая корреляция. Это связано с сильной дисперсией населения МО для второго кластера [2].

Для корректной оценки влияния профилактических мероприятий на гибель населения при пожарах необходимо учитывать временной сдвиг между их проведением и результатом. Эффективность мер определялась как отношение числа погибших в текущем году к количеству мероприятий в предыдущем, аналогично оценивалась зависимость числа пожаров от проведенных профилактических работ [2].

Представляла интерес зависимость этих величин от размера (численности населения) муниципального образования. Соответствующие результаты представлены в таблице 2.2.

Для корректного описания коэффициента корреляции была разработана программа построения доверительного интервала коэффициента корреляции для заданного числа точек при определенном уровне риска (см. Приложение А3).

Таблица 2.2 – Корреляционная матрица: «население – Гиб./Проф.» и «население – Пож./Проф.».
Указан доверительный интервал коэффициента корреляции с риском $\alpha=0,02$

	Население	Гиб./Проф.	Пож./Проф.
Население	1	0,559 [0,437 - 0,681]	0,758 [0,682 - 0,834]
Гиб./Проф.	0,559 [0,437 - 0,681]	1	0,750 [0,668 - 0,818]
Пож./Проф.	0,758 [0,682 - 0,834]	0,750 [0,668 - 0,818]	1

Примечание: Гиб./Проф. – гибель, нормированная на профилактику; Пож./Проф. – пожары, нормированные на профилактику [2].

Полученные результаты свидетельствуют о наличии значимой зависимости абсолютной эффективности профилактических мероприятий от численности населения муниципального образования: при увеличении населения абсолютная или удельная эффективность профилактических мероприятий снижается. Одной из причин является то, что гибель при пожарах растет быстрее, чем возможность охватить население профилактическими мероприятиями [2].

При этом важно отметить, что пожарный риск R_2 [24, 35] – отношение гибели в течение года к населению – снижается с ростом численности населения муниципального образования. Соответствующие коэффициенты корреляции с уровнем риска и доверительные интервалы для них принятия гипотезы $\alpha=0,02$ приведены в таблице 2.3 [2].

Таблица 2.3 – Корреляционная матрица «Население – R_2 »

	Население	R_2
Население	1	-0,300 [-0,550 -0,210]
R_2	-0,300 [-0,550 -0.210]	1

Наличие двух кластеров указывает на необходимость расширения размерности описания задачи. В анализируемую статистику была добавлена новая качественная переменная – тип МО [2]. На рисунке 2.3 показаны результаты КА в пространстве «гибель на профилактику – численность населения», при этом задача решалась отдельно для трех типов МО: тип 1 – городские, тип 2 – смешанные, тип 3 – сельские. Для удобства восприятия на графике нанесены линии контуров каждого кластера.

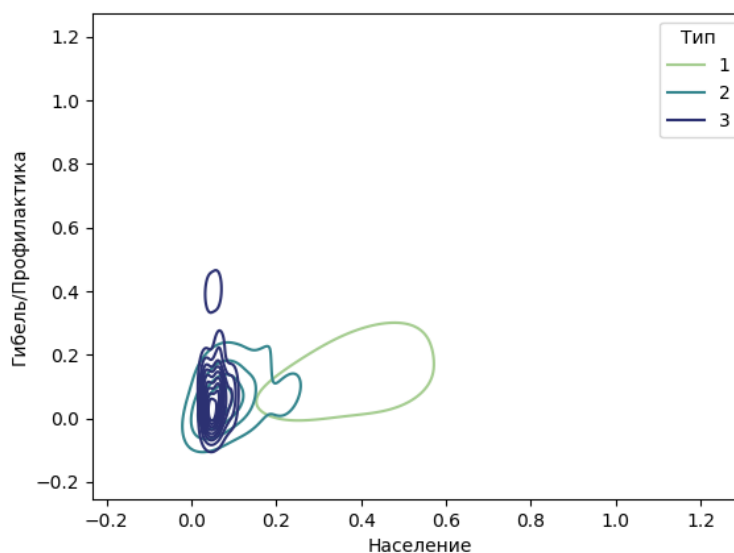


Рисунок 2.3 – КА в пространстве «гибель на профилактику – численность населения» для трех типов МО

Для реализации алгоритма КА на плоскости и построения сплайн-аппроксимаций линий уровня в пакете *seaborn* был реализован фрагмент кода, приведенный ниже (Приложение А4).

Визуализация кластерного анализа показывает, что форма кластеров заметно зависит от типа муниципального образования. Для МО типа 1 наблюдается выраженная направленная анизотропия в сторону увеличения численности населения, тогда как кластер типа 2 практически изотропен. В случае МО типа 3 отмечается слабая зависимость как удельной эффективности профилактики пожаров, так и числа погибших от численности населения [2]. Иными словами, для повышения эффективности профилактических мероприятий неизбежно должно учитывать тип МО.

Представляет интерес анализ ретроспективы эффективности профилактических мероприятий за несколько предшествующих лет. В частности, для Нижегородской области результаты представлены в таблице 2.4 [3]. Для удобства анализа введены обозначения: Проф_1: количество профилактических мероприятий в 2021 году; Проф_2: в 2022 и Проф_3: в 2023 году.

Таблица 2.4 – Матрица корреляции между показателями «гибель» и «профилактика» за три предыдущих года

	Гибель	Проф_1	Проф_2	Проф_3
Гибель	1	-0,066	-0,107	-0,051
Проф_1	-0,066	1	0,758	-0,107
Проф_2	-0,107	0,758	1	0,552
Проф_3	-0,051	-0,107	0,552	1

Результаты свидетельствуют о незначимости с уровнем риска 0,02 корреляции между гибелью на пожарах и числа профилактических мероприятий в течение трех предшествующих лет [3].

Рассмотрим, используя приведенные выше методы, два других региона, имеющие существенно отличные национально-территориальные и национально-климатические особенности: Республику Башкортостан и города Вьетнама.

На рисунке 2.4 представлены результаты трехмерного КА в пространстве «население – пожары – гибель» для 55 МО Республики Башкортостан за трехлетний период 2022–2024 гг.

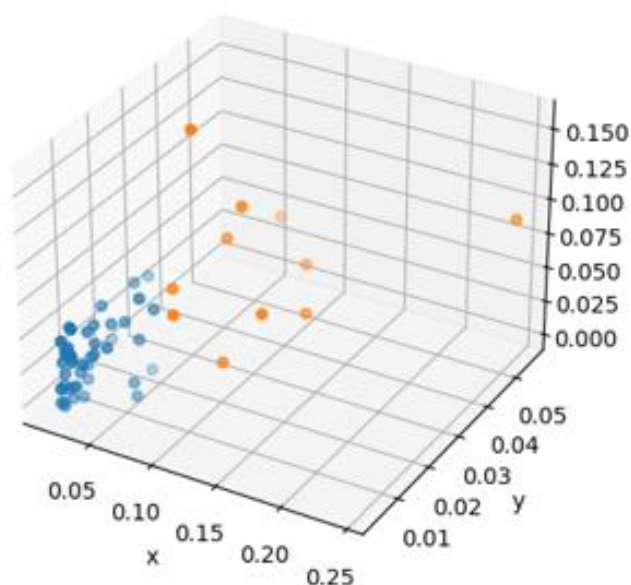
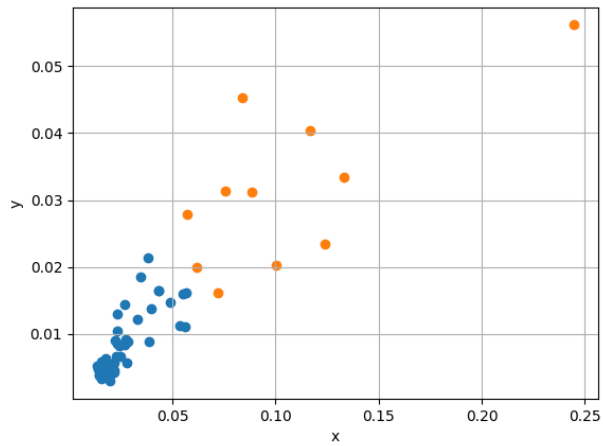


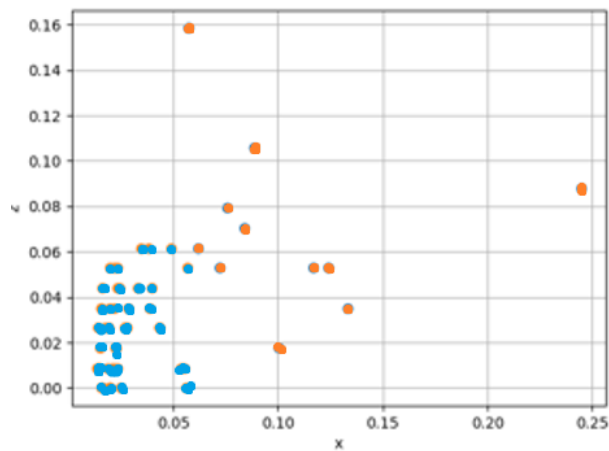
Рисунок 2.4 – Результаты КА Республики Башкортостан: население (x) – пожары (y) – гибель (z)

Все данные, как и ранее, нормировались на максимальное значение в соответствующей проекции. Анализ показывает, что один из кластеров более локализован и сгруппирован. Он тяготеет к крупным МО, главным образом городским районам центра Башкирии (тип 1). Второй кластер более рассредоточен, с высокой дисперсией, характерен для небольших МО (типы 2, 3).

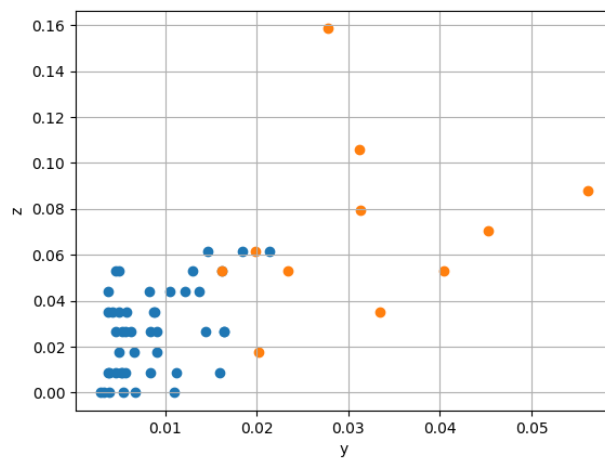
На рисунке 2.5 кластеры спроектированы соответственно на плоскости: а) население (x) – пожары (y); б) население (x) – гибель (z); в) пожары (y) – гибель (z) [2].



а)



б)



в)

Рисунок 2.5 – Проекция кластеров на плоскости; Республика Башкортостан

Корреляционный анализ был выполнен для каждого сечения, и его результаты приведены в таблице 2.5.

Таблица 2.5 – Кластерный анализ в различных сечениях; Республика Башкортостан

	Кластер 1 (1)		Кластер 2 (2,3)	
	r	n	r	n
(xy)	0,694 (0,381)	35	0,776 (0,204)	132
(xz)	0,146	35	0,213 (0,204)	132
(yz)	0,214	35	0,166	132

В плоскостях «население – пожары» корреляции значимы и положительны в обоих кластерах. В то же время корреляции в плоскости «население – гибель» для второго кластера значимы с тем же уровнем риска $\alpha=0,02$ [3]. В сечении «пожары – гибель» тоже отсутствует значимая корреляция.

Таблица 2.6 показывает корреляционные матрицы без разделения на кластеры: все коэффициенты положительны и значимы при риске 0,02 [3], что в целом соответствует данным по Нижегородской области с некоторыми отличиями в абсолютных величинах.

Таблица 2.6 – Корреляционная матрица: «население – Гиб./Проф.» и «население – Пож./Проф.»; Республика Башкортостан

	Население	Гиб./Проф.	Пож./Проф.
Население	1	0,458 [0,303 – 0,588]	0,888 [0,842 – 0,920]
Гиб./Проф.	0,458 [0,303 – 0,588]	1	0,640 [0,520 – 0,734]
Пож./Проф.	0,888 [0,842 – 0,920]	0,640 [0,520 – 0,734]	1

Далее в таблице 2.7 представлены результаты корреляционного анализа между численностью населения и пожарным риском R_2 . Согласно результатам

анализа, с ростом численности населения МО вероятность гибели достоверно снижается при уровне риска $\alpha = 0,02$ [2].

Таблица 2.7 – Корреляционная матрица «население – R_2 »; Республика Башкортостан

	Население	R_2
Население	1	-0,056 [-0,061 – 0,07]
R_2	-0,056 [-0,061 – 0,07]	1

Таблица 2.8 содержит коэффициенты корреляции в матрице «гибель – профилактика» для Республики Башкортостан, где за трехлетний период наблюдается положительная корреляция с уровнем риска 10% [2].

Таблица 2.8 – Корреляционная матрица: «гибель – профилактика»; Республика Башкортостан

	Гибель	Проф_1	Проф_2	Проф_3
Гибель	1	0,245	0,210	0,241
Проф_1	0,245	1	0,624	0,483
Проф_2	0,210	0,624	1	0,784
Проф_3	0,241	0,483	0,784	1

Кластерный анализ 63 провинций и городов Вьетнама (соответствуют 63 МО) за трехлетний период 2022–2024 гг. представлен на рисунках 2.6 и 2.7, а результаты корреляционного анализа представлены в таблицах 2.9–2.12. Предварительная подготовка данных и нормировки аналогичны.

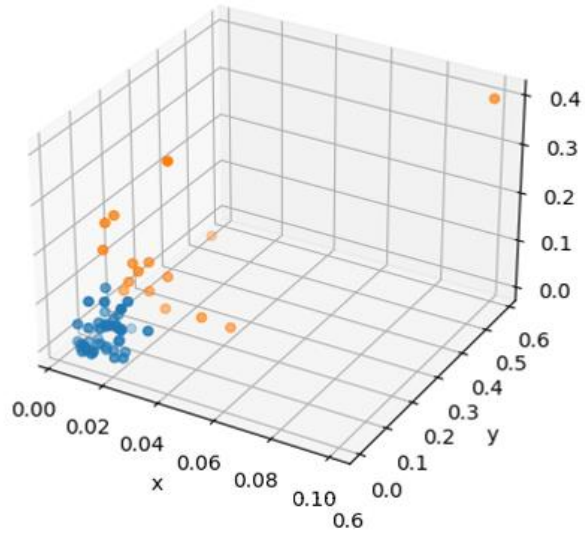
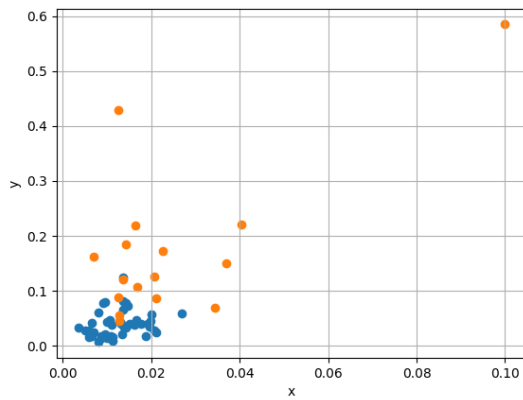
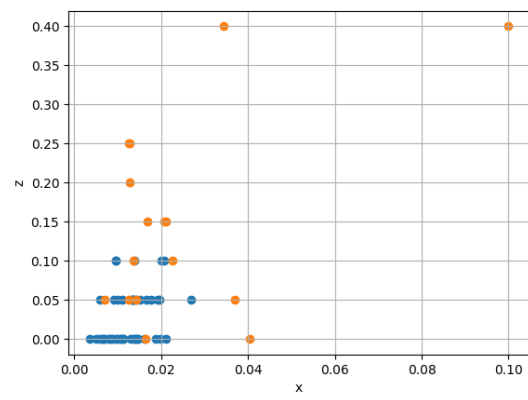


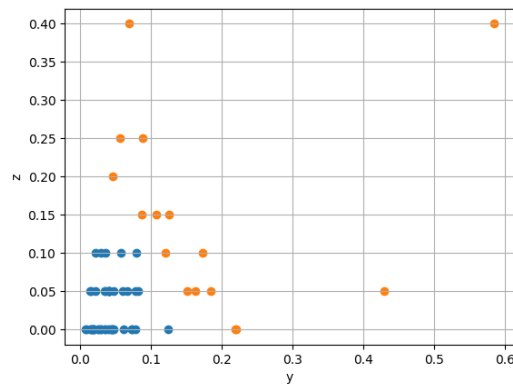
Рисунок 2.6 – Результаты КА Вьетнама



а)



б)



в)

Рисунок 2.7 – Проекция кластеров на плоскости;

Вьетнам

Таблица 2.9 – Кластерный анализ в различных сечениях; Вьетнам

	Кластер 1 (1)		Кластер 2 (2,3)	
	<i>r</i>	<i>n</i>	<i>r</i>	<i>n</i>
(xy)	0,332 (0,328)	50	0,684 (0,201)	137
(xz)	0,236	50	0,489 (0,201)	137
(yz)	0,120	50	0,058	137

В сечениях «население – пожары»: разделяются 2 кластера с положительным коэффициентом корреляции, что значит уровень риска, принимая гипотезу 0,02. Во втором сечении «население – гибель»: выделены 2 кластера, для первого кластера без значительной корреляции, во втором кластере корреляция является значительной, с уровнем риска принятия гипотезы 0,05. В третьем сечении «пожары – гибель» отсутствует значимая корреляция, это можно объяснить, потому что во Вьетнаме пожары происходят в основном в больших городах, число смертей в среднем за год относительно низкое. Корреляционные матрицы, не разделенные по кластерам, приведены в таблице 2.10. Все обнаруженные корреляции положительны и статистически значимы с уровнем риска 2%.

Таблица 2.10 – Корреляционная матрица: «население – Гиб./Проф.» и «население – Пож./Проф.»; Вьетнам

	Население	Гиб./Проф.	Пож./Проф.
Население	1	0,581 [0,457 – 0,683]	0,707 [0,611 – 0,782]
Гиб./Проф.	0,581 [0,457 – 0,683]	1	0,424 [0,274 – 0,553]
Пож./Проф.	0,707 [0,6110 – 0,782]	0,424 [0,274 – 0,553]	1

Таблица 2.11 – Корреляционная матрица «население – R_2 »; Вьетнам

	Население	R_2
Население	1	-0,072 [-0,238 – 0,098]
R_2	-0,072 [-0,238 – 0,098]	1

Существенной характеристикой результатов как во Вьетнаме, так и в России является наличие значимой положительной корреляции с уровнем значимости 2% между удельной эффективностью профилактических мероприятий и соответствующим показателем риска [2, 3].

В таблице 2.12 приведены небольшие коэффициенты корреляции, при этом только корреляция по профилактике за два года достигает уровня значимости 10% и характеризуется значимыми положительными значениями [2, 3].

Таблица 2.12 – Корреляционная матрица «гибель – профилактика» за три предшествующих года для Вьетнама

	Гибель	Проф_1	Проф_2	Проф_3
Гибель	1	-0,002	-0,012	0,067
Проф_1	-0,002	1	0,958	0,816
Проф_2	-0,012	0,958	1	0,729
Проф_3	0,067	0,816	0,729	1

2.2. Сравнительный анализ результатов в региональном разрезе

Сходные характеристики между анализируемыми регионами:

1. Для метода кластерного анализа: все 3 региона (Вьетнам, Нижегородская область, Республика Башкортостан) делятся на 2 кластера. Один из кластеров более локализован и сгруппирован, при этом он тяготеет к более крупным МО, в частности, городским районам областного центра. Второй кластер более рассредоточен, имеет большую дисперсию и, скорее, характерен для относительно небольших МО. Так же отсутствует значимая корреляция в сечении «население – гибель», что вполне понятно, учитывая сильную дисперсию населения МО.

2. Для проекции кластеров на $2D$ пространство: все корреляции положительны и значимы с риском 0,02. При этом наблюдается значимое, с риском 0,02, снижение вероятности гибели с увеличением численности населения муниципального образования.

3. Хотя для удельной эффективности профилактики зафиксирована значимая положительная корреляция, анализ корреляционной матрицы по данным за три предыдущих года в пространстве «гибель – профилактика» показал иной результат. Коэффициенты корреляции оказались малыми: значимой положительной корреляцией при уровне риска 0,10 обладает только связь между профилактикой за два года [3].

Разница между анализом разных регионов с помощью кластерного анализа и корреляционного анализа:

1. Для регионов Нижегородская область и Республика Башкортостан в сечениях «население – пожары» и «пожары – гибель» выявлены значимые положительные коэффициенты корреляции в обоих кластерах. Для первого кластера эти корреляции являются статистически значимыми при уровне риска

0,02. В то же время, для данных по Вьетнаму в третьем сечении «пожары – гибель» значимой корреляции не обнаружено, что, вероятно, связано с тем, что пожары во Вьетнаме преимущественно происходят в крупных городах, где среднее количество смертей за год относительно невелико [2].

2. В регионах Нижегородская область и Республика Башкортостан также не выявлена значимая корреляция в сечении «население – гибель», что объясняется высокой вариабельностью численности населения МО. В случае Вьетнама наблюдаются два кластера с положительными коэффициентами корреляции при уровне риска 0,05. Объяснение этого факта требует дополнительных исследований [2].

3. В пространстве «население – пожары – гибели» имеются различия в соотношении пространств. Во Вьетнаме в сечении «население – пожары» имеется большой коэффициент корреляции – 0,707 [2]. Возможная причина – быстрый рост населения приводит к увеличению количества пожаров. Коэффициент корреляции в разделе «пожар – население» в Республике Башкортостан также высок – 0,88. Как и во Вьетнаме, темпы роста населения региона тесно связаны с количеством пожаров. При этом в Нижегородской области корреляция между численностью населения и смертностью имеет высокое значение – 0,559. Возможно, это связано с ростом населения, но количество смертей связано не только с причиной пожара. Остальные коэффициенты корреляции низкие и незначимые.

4. Наблюдается отсутствие значимой корреляции для переменных относительная безопасность (R_2) от населения для Республики Башкортостан и Вьетнама. Иными словами, относительная безопасность в Нижегородской области растет с увеличением численности населения МО. Это характерно для современной технологической и спасательной инфраструктуры и высокой эффективности профилактических мероприятий. Для Вьетнама и Республики Башкортостан значимой зависимости нет: взаимосвязь между численностью населения и смертностью от пожаров не влияет на меры профилактики, а также

обусловлена осведомленностью людей при осуществлении мер по предотвращению пожаров.

5. Для корреляций «гибель – профилактика» за три предшествующих года: для Вьетнама и Нижегородской области коэффициент корреляции отрицательный, и его значение очень мало. В Республике Башкортостан коэффициент корреляции имеет небольшую, но значимую величину, что свидетельствует о положительном влиянии профилактики на снижение числа пострадавших при пожаре.

На основании вышеприведенного анализа необходимо выяснить эффективность профилактических мер по снижению количества погибших и количества пожаров.

2.3. Анализ эффективности профилактических мероприятий

Корреляционный анализ с учетом эффектов профилактических мероприятий показал, что для всех регионов существует значимая отрицательная корреляция между размером МО и пожарным риском, с увеличением размера МО риск снижается. Для всех регионов характерно снижение эффективности профилактических мероприятий с ростом размера МО.

Рассмотрим развитие этого подхода на пути увеличения размерности задачи. В частности, введем более детальное описание типа муниципального образования, разделив тип 1 – городские районы областного центра и областные города – на два подтипа: районы областного центра – подтип или подкласс 1 и города области – подкласс 11.

Для каждого подкласса возможен корреляционный анализ, по аналогии с описанными ранее. Проанализируем, как и ранее, характеристики типа гибель,

нормированная на профилактику (Гиб./Проф.), и пожары, нормированные на профилактику (Пож./Проф.). Результаты анализа на примере Нижегородской области приведены в таблице 2.13. Число данных для подкласса 1 = 24 МО, для подкласса 11 = 30 МО [2].

Таблица 2.13 – Корреляционная матрица: «население – Гиб./Проф.» и «население – Пож./Проф.»

	Тип 1			Тип 11		
	Население	Гиб./Проф.	Пож./Проф	Население	Гиб./Проф.	Пож./Проф.
Население	1	0,593	0,802	1	0,319	0,465
Гиб./Проф.	0,593	1	0,836	0,319	1	0,407
Пож./Проф.	0,802	0,836	1	0,465	0,407	1

Корреляционный анализ показал, что для обоих подклассов наблюдается снижение эффективности профилактических мероприятий по предотвращению пожаров с ростом населения, однако зависимость для подкласса 1 более существенна – коэффициент корреляции 0,802, против 0,465 для подкласса 11.

Аналогичный эффект наблюдается для абсолютной эффективности профилактических мероприятий (отношение гибель / профилактика): 0,539 и 0,319 соответственно. Однако, чувствительность этого параметра к численности населения для подкласса 11 ниже.

Увеличение размерности задачи не единственный способ повышения точности прогноза. Важным фактором является необходимость учета нелинейных или перекрестных эффектов.

Рассмотрим эмпирическую гистограмму абсолютной эффективности профилактики на примере Нижегородской области. Она представлена на рисунке 2.8 в логарифмических координатах.

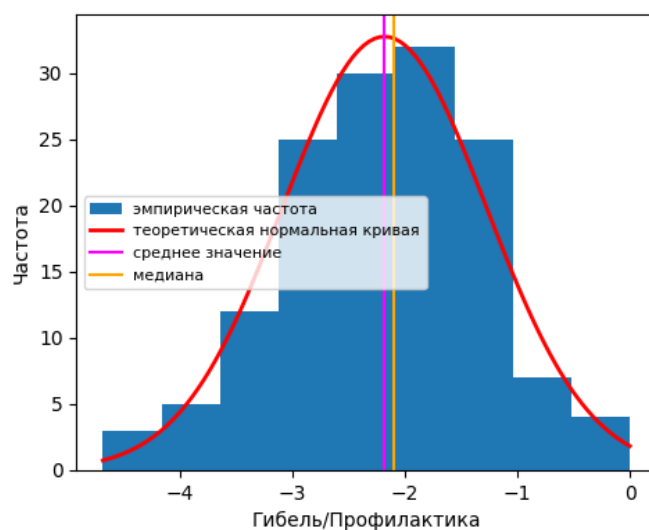


Рисунок 2.8 – Гистограмма эмпирического распределения «Гибель / Профилактика» в логарифмических координатах и ее аппроксимация логнормальным распределением

По горизонтальной оси – натуральный логарифм отношения погибших в течение года к профилактическим мероприятиям предшествующего года для 54 МО в течение 2021–2024 годов. По вертикальной оси – доля реализации этого случайного процесса в 10 интервалах: от минимального до максимального значения.

Так же представлена плотность нормального распределения, рассчитанного на основе эмпирических данных. Анализ принадлежности гистограммы к тому или иному типу теоретического распределения проводился с помощью статистического критерия Шапиро-Уилка [2, 103].

Значения критерия Шапиро-Уилка для муниципальных образований различного типа представлены в таблице 2.14. Для случайной величины гибель / профилактика в исходном пространстве величина P имеет порядок 10^{-6} , что существенно меньше стандартного уровня $P=0.05$ для всех типов муниципальных образований вне зависимости от численности населения в них. В то же время в логарифмических координатах для муниципальных образований типа 2 и 3 распределение нормально с вероятностью более 0.99 [2].

Логарифмическая нормальность распределения свидетельствует, во-первых, о существенной несимметричности процесса в прямых координатах (в частности,

среднее не является наиболее вероятным); во-вторых, о необходимости учитывать нелинейные эффекты при оценке влияния профилактических мероприятий на пожарные риски. Подобные эффекты возникают в сложных, нелинейных, в частности, социально-экономических системах, и связаны с тем, что реакция на возмущения не линейна по амплитуде возмущения.

Таблица 2.14 – Критерии Шапиро-Уилка для оценки нормальности распределения населения в МО разного типа

Тип МО	Критерии Шапиро-Уилка (P)	Оценка
1	0,0001	($P < 0,05$), отклоняется
2	0,101	($P > 0,05$), принимается
3	0,321	($P > 0,05$), принимается

Причина этого в более сложных зависимостях этой величины от комбинаций различных количественных и качественных характеристик, в частности, возможно влияние нелинейных (перекрестных) эффектов – в пользу этого свидетельствуют обнаруженные выше зависимости снижения эффективности профилактических мероприятий с ростом размера муниципального образования при одновременном снижении пожарного риска [2]. Исследованию этого аспекта эффективности профилактических мероприятий и прогнозу пожарных рисков посвящена следующая глава.

Выводы по второй главе

1. Анализ баз пожарных данных для Нижегородской области, Республики Башкортостан и регионов Республики Вьетнам показал наличие двух кластеров в пространстве «пожары – население – гибель»: кластер, соответствующий крупным МО или районам областного центра, и кластер, тяготеющий к малым МО, характерным для сельской местности.

2. Оба кластера имеют статистически значимые корреляции между относительной безопасностью населения (пожарный риск R_2) и численностью населения МО. Рост размеров МО сопровождается снижением пожарного риска R_2 .

3. Установлено статистически значимое снижение абсолютной эффективности профилактических мероприятий с ростом численности населения МО.

4. Наличие логарифмически нормальных распределений ряда величин, например, абсолютной эффективности профилактических мероприятий, свидетельствует о необходимости учета нелинейных и перекрестных эффектов, для чего предполагается использовать нейросетевые подходы [2].

ГЛАВА 3. МОДЕЛЬ И АЛГОРИТМ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОФИЛАКТИЧЕСКИХ МЕРОПРИЯТИЙ В АДМИНИСТРАТИВНО-ТЕРРИТОРИАЛЬНЫХ ЕДИНИЦАХ

В третьей главе диссертационной работы представлены оценки эффективности профилактических мероприятий на основе моделей нейронных сетей (НС), демонстрирующих вероятность предсказания и надежность предсказания с использованием программного обеспечения «*FireNeuralNetwork1.0.4.*» (см. Приложение Б), созданного в соавторстве [48–51].

Модель использует проективные нейросети, обученные на данных о типе МО, населении, профилактике, пожарах и гибели, с расчетом стандартных (R_1 , R_2) и нестандартной характеристик (эффективность профилактических мероприятий) [49].

3.1. Нейросетевой анализ эффективности профилактических мероприятий

В предыдущей главе проведенный статистический и дискриминационный анализ показал, что эффективность профилактики снижается с ростом численности населения, причем эта зависимость выражена сильнее для МО типа 1. В удельных показателях «гибель / профилактика» и «пожары / профилактика» обнаружены «тяжелые хвосты», что отражает нелинейный характер процессов. Это требует увеличения размерности входных данных и учета специфики МО, включая как количественные, так и качественные параметры. Для более точной оценки эффективности предлагается использовать классифицирующие модели

ИИ на основе многослойных нейросетей с обратным распространением ошибки [48–51].

3.1.1. Разработка многослойного нейросетевого алгоритма для эффективной кластеризации профилактических мероприятий

В исследовании были применены различные типы моделей описания. В наиболее простой из них на входе НС – качественная переменная – тип МО, и количественная переменная переменных – численность населения МО; на выходе НС формировалась категориальная переменная, отражающая эффективность профилактических мероприятий [49, 51].

Качественная категориальная переменная на входе НС: A_i , $i=0...M-1$, M – количество категорий (три типа МО) взаимно однозначно отображалась на матрицу a_i^j , где j – количество реализаций процесса обучения $j=0...N-1$, причем $a_i^j = 1$ для $i=0...M-1$, если процесс обучения j реализован для категории i , и $a_i^j = 0$ в противном случае [48–51].

Категориальная переменная на выходе НС была реализована следующим образом. В трехмерном пространстве количественных показателей эффективности профилактической работы [2], включающем отношение числа пожаров и гибели населения за год к числу профилактических мероприятий за прошлый год, а также отношение числа погибших к населению, проводился КА [20, 103]. Вычислялись трехмерные координаты центров кластеров, количество точек в каждом кластере и их границы. Попадание реализации в тот или иной кластер считалось качественной переменной $level_0, level_1...$, которая отображалась способом,

описанным выше, на матрицу b_i^j , где теперь $i=0\dots Q-1$, Q – количество кластеров [51].

Преимуществом данного метода оценки эффективности профилактических мероприятий является возможность как комплексной оценки в трехмерном пространстве, так и анализа в произвольных сечениях пространства (в нашем случае – размерности 1 и 2) в рамках одной модели. Предсказание эффективности профилактических мероприятий и, соответственно, поддержка управленческих решений могут базироваться на любом выходном параметре или их комбинации. Более того, в рамках единой модели возможно расширение числа качественных характеристик как на входе, так и на выходе НС [51].

В качестве обучающей базы НС использовались данные о типе МО, численности населения, количестве профилактических мероприятий, пожаров и случаев гибели за период 2021–2024 гг. из Нижегородской области (НН), Республики Башкортостан (РБ) и Социалистической Республики Вьетнам (СРВ). Общее число реализаций для всех регионов варьировалось от 150 до 170. Количество кластеров, выбранное на основе результатов предыдущей главы, полагалось равным $Q=2$. Было реализовано пакетное обучение – размер пакета $q=0,1$, размер тестирования $p=0,3$ от общей базы.

В качестве внутреннего слоя НС применялся слой суммирования с функцией активации *ReLU*, а выходной слой использовал функцию активации *Softmax* [49, 51]:

$$V(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{i=0}^{Q-1} e^{z_i}}, \quad (3.1)$$

где z_i – значение входа в i нейрон выходного слоя, Q – количество классов обучения.

Функция активации *Relu*:

$$f(x) = \max(0, x). \quad (3.2)$$

В качестве меры качества обучения использовалась категориальная кросс-энтропия:

$$W(z_i) = -\sum_{i=0}^{Q-1} y_i \log(z_i), \quad (3.3)$$

где y_i – ожидаемый выход, z_i – реализованный выход.

Обучение методом обратного распространения ошибок проводилось с помощью стохастической градиентной оптимизации [48–51].

$$\text{Задача минимизации: } \min \sum_i^N (y_i - x_i^* c)^2, \quad (3.4)$$

где $x_i^* c$ – скалярное произведение.

Обучение нейронной сети – это итерационный процесс:

$$c^{new} = c^{old} + \frac{\alpha}{1 + \alpha \|x_i\|^2} (y_i - x_i^* c^{old}) x_i, \quad (3.5)$$

где α – скорость обучения, $\|x_i\|^2$ – скалярная норма вектора, x_i^j – N -мерный вектор входов в M точках, y_i^j – N -мерный вектор наблюдений в M точках, c – N -мерный вектор коэффициентов обучения.

3.1.2. Реализация модели нейронной сети для прогнозирования эффективности профилактических мероприятий

Вариабельными параметрами выступали количество эпох обучения S , топология нейронной сети и размерность пространства выходных переменных. Эффективность НС после обучения оценивалась по величине P – доле правильно предсказанных кластеров на тестовой выборке. Все входные переменные нормировались относительно их максимальных значений. Таким образом, на вход

НС подавались тип МО, численность населения и удельная профилактика, а на выходе получалась мера принадлежности к одному из кластеров эффективности в пространстве заданной размерности [51].

Принципиальная схема НС показана на рисунке 3.1. Указаны размерности входных переменных и количество нейронов в слоях сети: на входе – четыре переменные, в скрытом слое – 128 нейронов, на выходе – два класса [49, 51].

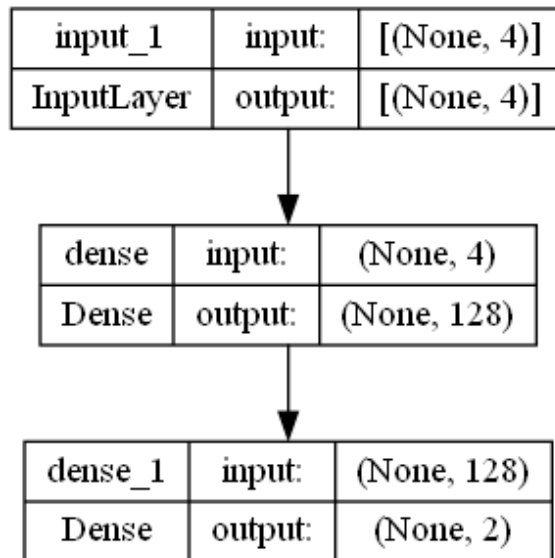


Рисунок 3.1 – Принципиальная схема нейронной сети

Вводились обозначения: x_1 – гибель / профилактика, x_2 – пожары / профилактика, x_3 – гибель / население (R_2). Максимальные нормированные значения переменных x_1, x_2, x_3 для всех 3-х регионов представлены в таблице 3.1. Границы областей, отнесенные к разным кластерам, представлены в таблицах 3.2–3.4.

Таблица 3.1 – Максимальные величины, на которые нормировались переменные

Переменные	Регион		
	НН	РБ	СРВ
x_1	0,004	0,001	0,003
x_2	0,082	0,036	0,145
x_3	0,0006	0,0003	0,0004

Таблица 3.2 – Безразмерные центры кластеров для пространственных переменных x_1, x_2, x_3 для Нижегородской области

Переменные	Кластеры	
	1	2
x_1	0,105	0,218
x_2	0,104	0,456
x_3	0,113	0,627

Таблица 3.3 – Безразмерные центры кластеров для пространственных переменных x_1, x_2, x_3 для Республики Башкортостан

Переменные	Кластеры	
	1	2
x_1	0,089	0,345
x_2	0,095	0,516
x_3	0,080	0,761

Таблица 3.4 – Безразмерные центры кластеров для пространственных переменных x_1, x_2, x_3 для Вьетнама [45]

Переменные	Кластеры	
	1	2
x_1	0,007	0,123
x_2	0,042	0,175
x_3	0,047	0,423

Нейросетевой анализ для все регионов свидетельствует об общности процессов группировки результатов анализа в два кластера вне зависимости от страны и региона. Увеличение числа кластеров ведет к росту суммарной дисперсии кластеризации. На рисунке 3.2 показана реализация расчета меры принадлежности данного МО к классу с высокой эффективностью профилактики (мера принадлежности 0,941) и к классу с низкой эффективностью (мера принадлежности 0,0589).

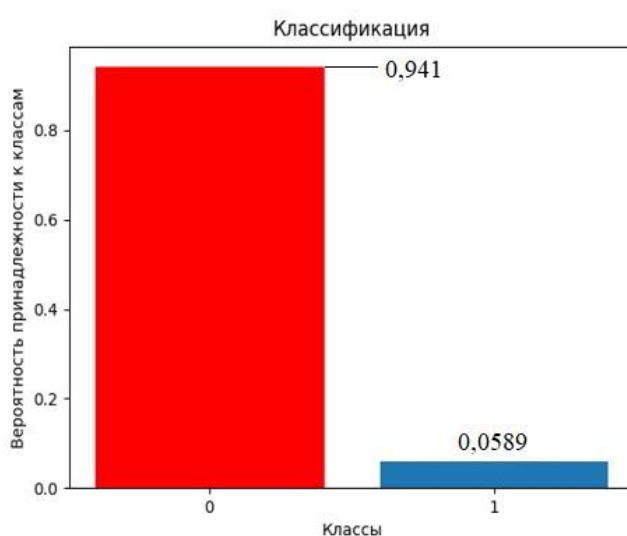


Рисунок 3.2 – Группировка результата эффективности профилактических мероприятий

Результаты обучения представлены в таблицах 3.5–3.7. P – вероятность правильного предсказания на тестовом наборе, K – число нейронов скрытого слоя, S – количество эпох обучения. Каждое обучение с заданным количеством эпох реализовывалось три раза. Представлены средние значения вероятности правильного предсказания на тестовом наборе.

Таблица 3.5 – Средние значения вероятности правильного предсказания на тестовом наборе; Нижегородская область [51]

<i>K</i>	<i>P</i>		
	<i>S</i> =100	<i>S</i> =500	<i>S</i> =5000
64	0,601	0,764	0,703
128	0,667	0,727	0,897
256	0,600	0,631	0,858

Таблица 3.6 – Средние значения вероятности правильного предсказания на тестовом наборе; Республика Башкортостан [51]

<i>K</i>	<i>P</i>		
	<i>S</i> =100	<i>S</i> =500	<i>S</i> =5000
64	0,611	0,571	0,619
128	0,550	0,684	0,737
256	0,570	0,667	0,736

Таблица 3.7 – Средние значения вероятности правильного предсказания на тестовом наборе; Вьетнам [49]

<i>K</i>	<i>P</i>		
	<i>S</i> =100	<i>S</i> =500	<i>S</i> =5000
64	0,571	0,461	0,520
128	0,576	0,666	0,676
256	0,560	0,592	0,633

Анализ результатов показывает, что для всех трех случаев сеть со 128 нейронами во внутреннем слое и при 5000 эпохах обучения способна классифицировать принадлежность входных переменных к одному из двух классов.

На следующем этапе категориальные входные переменные были разделены на подклассы (1 и 11), в результате чего на вход подаются четыре качественные переменные (типы МО: 11, 1, 2, 3) и одна количественная – численность населения [51]. Результаты тестирования модели представлены в таблицах 3.8–3.10.

Таблица 3.8 – Модель учитывает подклассы МО; регион – Нижегородская область [4]

<i>K</i>	<i>P</i>		
	<i>S</i> =100	<i>S</i> =500	<i>S</i> =5000
64	0,625	0,950	0,950
128	0,583	0,620	0,750
256	0,833	0,857	0,863

Таблица 3.9 – Модель учитывает подклассы МО; регион – Республика Башкортостан

<i>K</i>	<i>P</i>		
	<i>S</i> =100	<i>S</i> =500	<i>S</i> =5000
64	0,647	0,841	0,789
128	0,631	0,701	0,632
256	0,619	0,705	0,611

Таблица 3.10 – Модель учитывает подклассы МО; регион – Вьетнам [49]

<i>K</i>	<i>P</i>		
	<i>S</i> =100	<i>S</i> =500	<i>S</i> =5000
64	0,586	0,778	0,533
128	0,601	0,482	0,666
256	0,629	0,561	0,550

Видно, что дополнительная категоризация входного пространства увеличивает эффективность предсказания принадлежности к классу до 0,950 в Нижегородской области, до 0,841 в Республике Башкортостан и до 0,778 во Вьетнаме.

Рассмотрены результаты обучения НС в сечениях выходного категориального пространства на примере одномерных показателей «гибель / профилактика» и «пожары / профилактика» [51]. Итоги по регионам – в таблицах 3.11–3.13.

Таблица 3.11 – Модель анализирует одномерные сечения выходных переменных; регион – Нижегородская область

<i>K</i>	<i>P</i>			
	<i>S=100</i>		<i>S=500</i>	
	x_1	x_2	x_1	x_2
64	0,740	0,840	0,745	0,844
128	0,744	0,843	0,744	0,843
256	0,744	0,843	0,744	0,845

Таблица 3.12 – Модель анализирует одномерные сечения выходных переменных; регион – Республика Башкортостан

<i>K</i>	<i>P</i>			
	<i>S=100</i>		<i>S=500</i>	
	x_1	x_2	x_1	x_2
64	0,642	0,789	0,640	0,722
128	0,680	0,778	0,653	0,764
256	0,666	0,764	0,680	0,888

Таблица 3.13 – Модель анализирует одномерные сечения выходных переменных; регион – Вьетнам

<i>K</i>	<i>P</i>			
	<i>S=100</i>		<i>S=500</i>	
	x_1	x_2	x_1	x_2
64	0,571	0,678	0,607	0,615
128	0,590	0,566	0,703	0,556
256	0,681	0,652	0,818	0,708

Увеличение числа эпох обучения до 5000 в одномерном категориальном пространстве принципиально не меняет вероятность правильного предсказания.

Схожие результаты были получены при использовании другой меры оценки качества обучения – разреженной кросс-энтропии:

$$W(z_i) = - \sum_{i=0}^{Q-1} y_i \log(V(z_i)), \quad (3.6)$$

где функция $V(z_i)$ определена в (3.1).

Таким образом, надежность предсказаний на тестовом наборе в трехмерном категориальном пространстве составляет 0,708–0,888 при 128 (256) нейронах скрытого слоя и 5000 эпохах обучения; данные по сечениям приведены в таблицах 3.11–3.13 [51]. При дальнейшем увеличении числа нейронов и продолжительности обучения существенного улучшения надежности предсказаний не наблюдается.

В то же время увеличение размерности входного пространства повышает точность предсказаний – до 0,950 для Нижегородской области (64 нейрона, 500 эпох), при аналогичных результатах для Башкортостана – 0,841, и Вьетнама – 0,778 [51].

В сечении «гибель / профилактика» точность предсказаний мало зависит от числа нейронов при $K \geq 64$, достигая 0,744 уже при 100 эпохах. В сечении «пожары / профилактика» надежность выше (0,845) и также слабо зависит от $K \geq 64$ и $S \geq 500$ [51].

Низкая надежность прогнозов в сечении «гибель / профилактика» помимо профилактики МЧС вероятно связана и с влиянием факторов своевременности оказания медпомощи [51].

3.2. Сравнительный анализ экспериментов с использованием нейронных сетей в разных регионах

Нейросетевой анализ для всех регионов свидетельствует об общности процессов группировки результатов анализа в два кластера вне зависимости от страны и региона. Увеличение числа кластеров ведет к росту суммарной дисперсии кластеризации. Для всех регионов использование нейросетевого анализа показало, что и здесь существует два кластера – высокой эффективности профилактики и недостаточной работы по профилактике.

При анализе данных по Нижегородской области надежность классификации в трехмерном выходном пространстве достигает 0,897 при агрегировании на два класса, для Вьетнама и Башкирии составляет 0,737 и 0,676 соответственно.

Дополнительная классификация входных данных (тип МО 11) повышает точность предсказания класса до 0,950 в Нижегородской области, до 0,841 в Республике Башкортостан и до 0,778 во Вьетнаме [51].

В сечениях «гибель / профилактика» и «пожары / профилактика» точность составляет 0,744 и 0,845; для Вьетнама – 0,818 и 0,708, для Башкирии – 0,680 и 0,888 [48–51]. Вариационная выборка показала, что для агрегированной оценки эффективности профилактики достаточно одного скрытого слоя на 128 нейронов и выходного слоя с числом нейронов, равным количеству классов агрегации [4].

Таким образом, предложенная нейронная сеть имеет проективный характер, поскольку пространства входа и выхода разные и, естественно, линейно независимые. На входе сети то, на что ЛПР может повлиять (профилактика), и то, что задано внешними условиями – тип МО и численность населения. На выходе – классы эффективности, существенно нелинейно связанные с входными переменными. В пользу нелинейности свидетельствует и логарифмическая нормальность ряда распределений. Более того, в сложных системах реализовать оптимум одновременно по всем переменным невозможно, и даже если это и

удается, то вопросы устойчивости системы вблизи оптимальных параметров практически неразрешимы на доступных данных. Фактически ЛПР принимает решение о воздействии на систему для того, чтобы она перешла в окрестность одного из классов поведения.

Нейронная сеть имеет один входной слой, один скрытый слой и выходной слой с числом нейронов, равным числу классов. Количество входных переменных минимум 5: три типа МО, население, профилактика, либо больше при уточнениях, описанных выше. Число нейронов в слоях от 64 до 256 с линейной функцией активации, классифицирующие нейроны имеют функцию активации *softmax*, способ обучения – стохастический градиентный спуск, мера – разреженная кросс-энтропия. Число эпох обучения: 5000–10000. Надежность предсказания при случайном тестировании лежит в интервале 0,82–0,87, с ростом числа входных переменных несколько увеличивается.

Усложнение нейронной сети как с точки зрения топологии, так и с точки зрения числа нейронов в слоях, не повышает надежность классификации. Это подтверждает тестирование на двух регионах РФ и Вьетнама. Предложенная система НС позволяет, в принципе, оценить эффективность профилактических мероприятий и прогнозировать тип принадлежности выхода. Остальное остается за ЛПР: как выбирать параметры входа для попадания в ту или иную область.

Выводы по третьей главе

1. Разработана нейросетевая модель для оценки эффективности профилактических мероприятий в пространстве «гибель – пожары – население» с учетом типа и подкласса МО по прогнозу эффективности профилактических мероприятий [4]. Надежность прогноза при 128 нейронных слоях и 5000 эпохах обучения составляет до 89%. Дальнейшее уточнение модели – более детальное описание качественными переменными входных данных, в частности введение еще одного типа МО, закодированного индексом 11 (районы областного центра), позволило увеличить надежность прогноза до 95%.

2. Результаты исследования позволяют прогнозировать относительную эффективность профилактических мероприятий в различных проекциях показателей, что выявляет эффект насыщения – увеличение количества мер без изменения их характера не улучшает результат. Для повышения эффективности требуется не наращивание объемов, а пересмотр методологии профилактики, включая систему показателей, их приоритетность и учет особенностей типа МО и численности населения [4].

3. Для повышения точности прогнозов нейросетевой модели следует расширять набор категориальных параметров за счет более детальной классификации подклассов МО на подкатегории, основываясь на статистических и открытых данных, в том числе с применением парсинга. Такой подход улучшит обучение модели и повысит эффективность профилактических мероприятий [4].

ГЛАВА 4. МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОЖАРНЫХ РИСКОВ И АЛГОРИТМ УПРАВЛЕНИЯ ПРОФИЛАКТИКОЙ В АДМИНИСТРАТИВНО-ТЕРРИТОРИАЛЬНЫХ ЕДИНИЦАХ

В четвертой главе разработана многослойная НС с входными переменными – количественными характеристиками МО и категориальными (с учетом подклассов 1 и 11), а выходными – абсолютной эффективностью профилактики и пожарными рисками [4]. Помимо этого, рассматривается задача оптимизации профилактических мероприятий и поддержки принятия решений.

Предложенная выше модель позволяет оценить эффективность профилактических мероприятий, но не дает возможность построить систему управления ими. Для этого разработана модель прогнозирования пожарных рисков. Это нейросетевая модель, на входе которой, как и в первой модели, – количественные и качественные характеристики, на выходе – пожарные риски R_1 и R_2 . Количество слоев вариабельно: один входной слой, один выходной слой из 2 нейронов и до 9 скрытых слоев с произвольным количеством нейронов. Для всех нейронов функция активации – гиперболический тангенс, способ обучения – стохастический градиентный спуск, мера – среднеквадратичное отклонение. Число эпох обучения от 1000 до 5000, время обучения зависит от числа слоев и нейронов в них. Для четырехслойной сети $16*16*16*2$ при 1000 эпохах – около часа.

4.1. Разработка модели абсолютной эффективности профилактических мероприятий и прогнозирования пожарных рисков

Помимо классификации эффективности профилактики, важна возможность прогнозировать ее абсолютные значения. Для этого создана многослойная НС с входами – численностью населения и категориальными характеристиками (подклассы 1 и 11), и выходами – абсолютной эффективностью профилактических мероприятий (Г/Пр) и пожарными рисками R_1 и R_2 [4].

Полносвязная НС состояла из трех внутренних слоев с нулевым сдвигом и функцией активации гиперболический тангенс $\tanh(x)$, выходной слой имел также же функцию активации $\tanh(x)$ [4]:

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}, \quad (4.1)$$

В качестве меры качества обучения использовалось среднеквадратичное отклонение θ (СКО) [82, 83]:

$$W(z_i) = \sum_{i=0}^{Q-1} (y_i - z_i)^2, \quad (4.2)$$

где y_i – ожидаемый выход, z_i – реализованный выход, Q – количество выходных переменных.

Варьировались число нейронов в слоях и количество эпох; база обучения, размер пакета и доля валидации соответствовали ранее описанным [4]. Обучение осуществлялось обратным распространением ошибки методом стохастической градиентной оптимизации [84, 87]. Схема НС представлена на рисунке 4.1.

В процессе тестирования НС вычислялась относительная ошибка предсказания – величина $\frac{\Delta x_i}{x_i}$, где $\Delta x_i = |x_i - x_i^1|$ – истинное и предсказанное значение одной из трех величин R_1 , R_2 и Г/Пр [4].

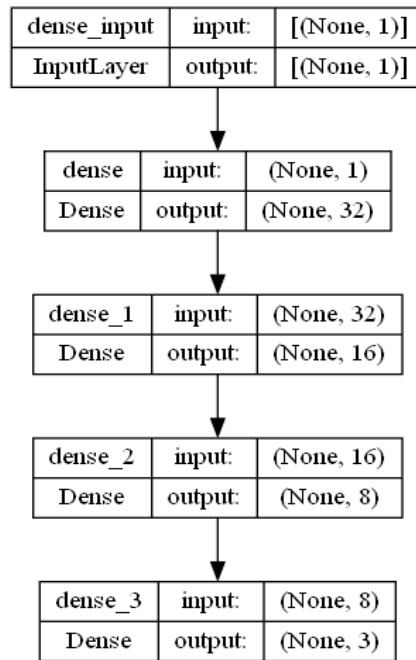


Рисунок 4.1 – Полносвязная схема нейронной сети

На рисунке 4.2 представлена топология НС для прогнозирования пожарных рисков и абсолютной эффективности профилактических мероприятий [4]. Входные данные сети включают 3 качественные переменные (МО 1,2,3) и 2 количественные переменные (численность населения, количество профилактических мероприятий), выходные данные – пожарные риски R_1 и R_2 и абсолютная эффективность профилактики ($\Gamma/\text{Пр}$).

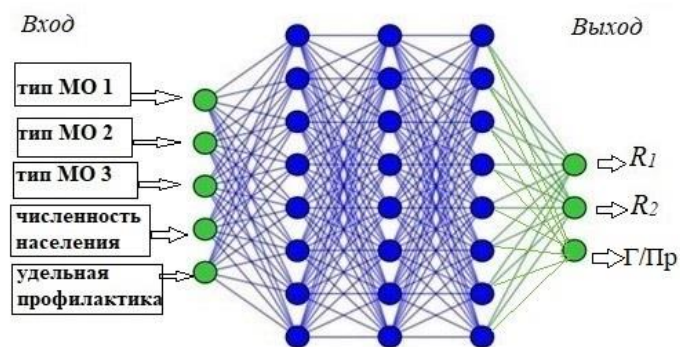


Рисунок 4.2 – Топология предсказывающей НС

На рисунке 4.3 представлены гистограммы распределения относительной ошибки предсказания пожарных рисков и абсолютной эффективности

профилактики на примере Нижегородской области. Для Республики Башкортостан и Республики Вьетнам соответствующие результаты представлены на рисунках 4.4 и 4.5. Для расчета относительной ошибки использовался разработанный программный пакет «*Fireneuralnetwork 1.0.4*» в среде *Python* (см. Приложение Б).

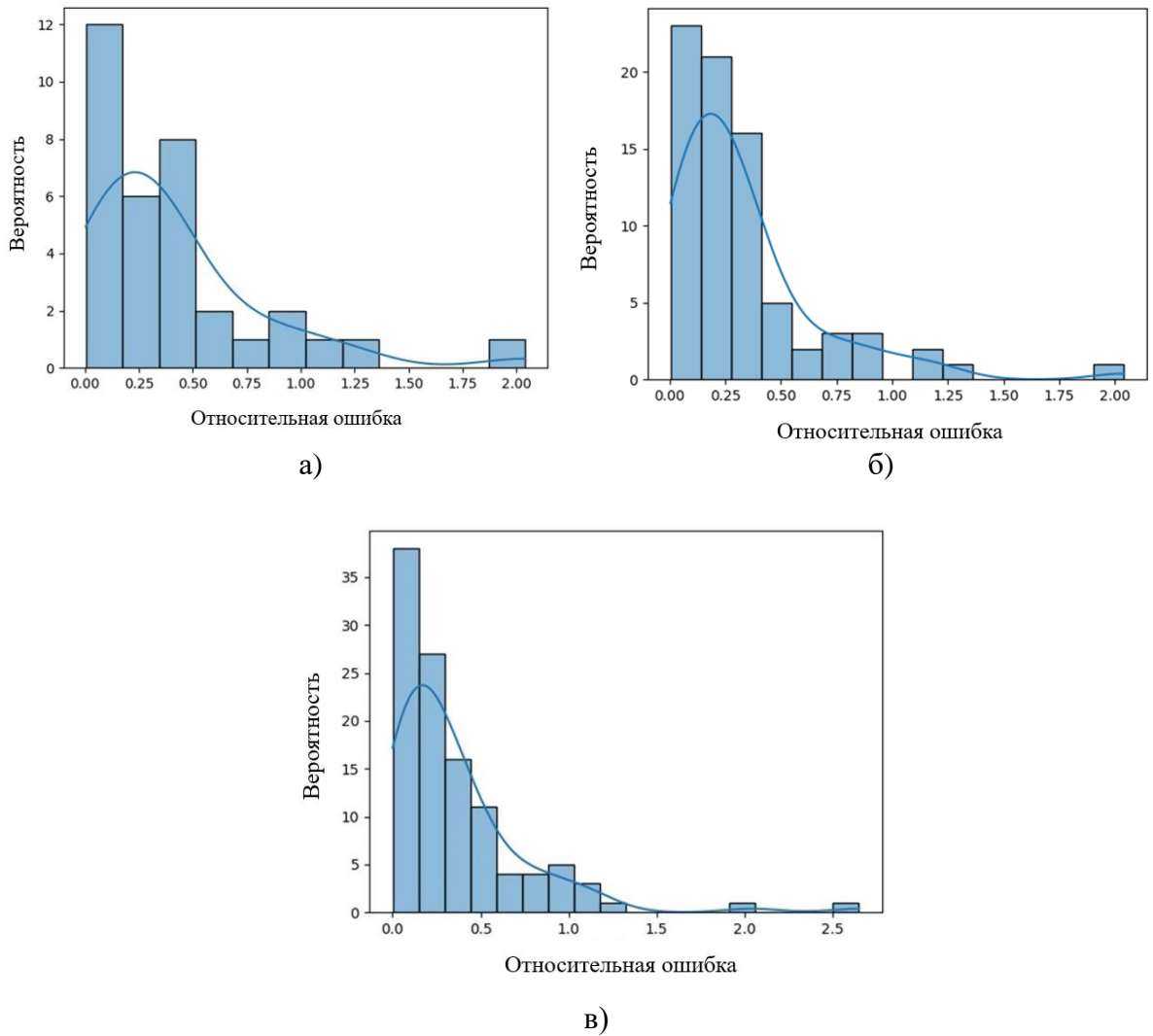


Рисунок 4.3 – Гистограммы распределения относительной ошибки предсказаний пожарных рисков и абсолютной эффективности профилактики на тестовом наборе. Топология сети 32, 16, 8;

а) – R_1 , б) – R_2 , в) – абсолютная эффективность профилактики; Нижегородская область [4]

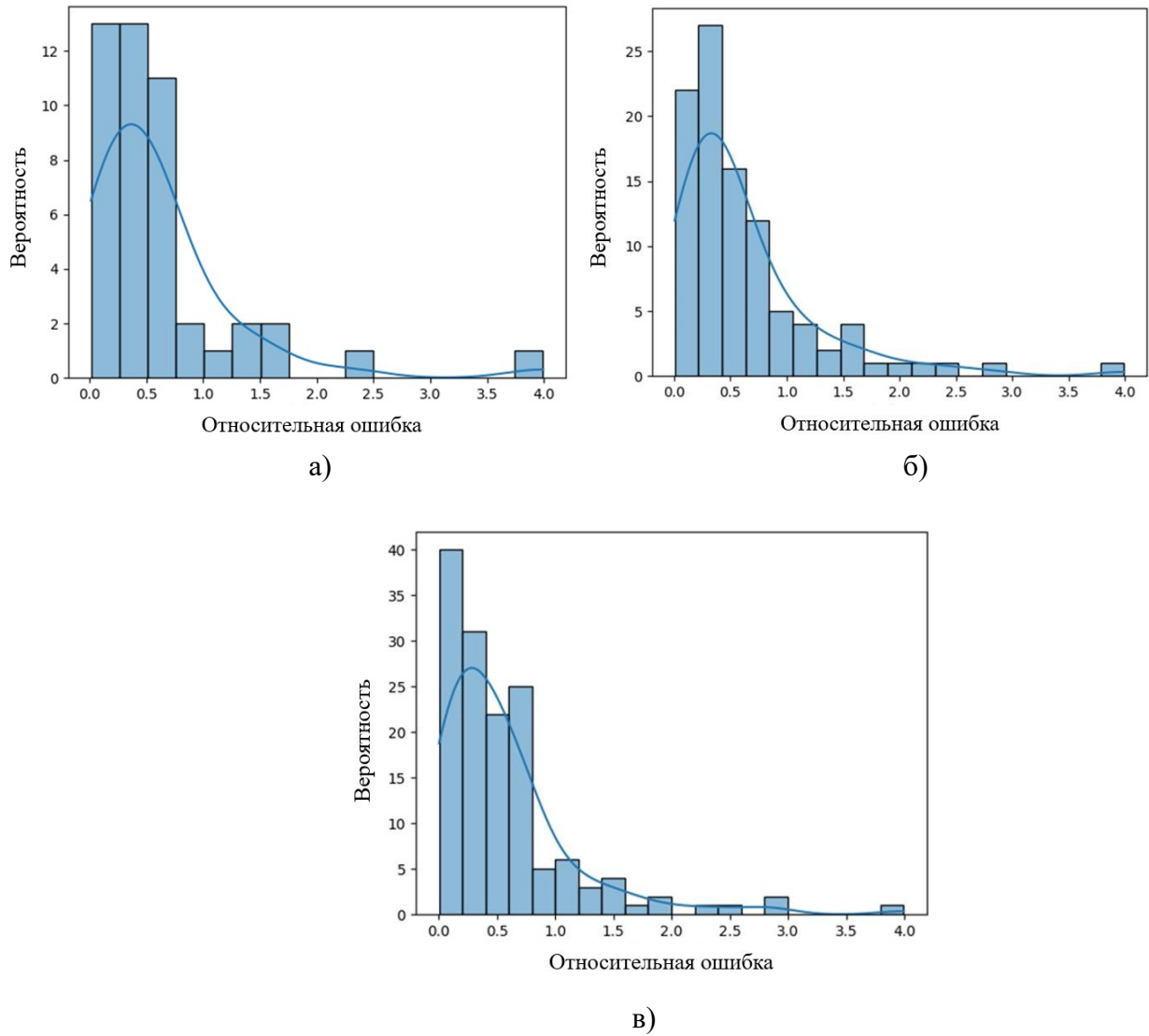


Рисунок 4.4 – Гистограммы распределения относительной ошибки предсказаний;
 а) – R_1 , б) – R_2 , в) – абсолютная эффективность профилактики; Республика Башкортостан

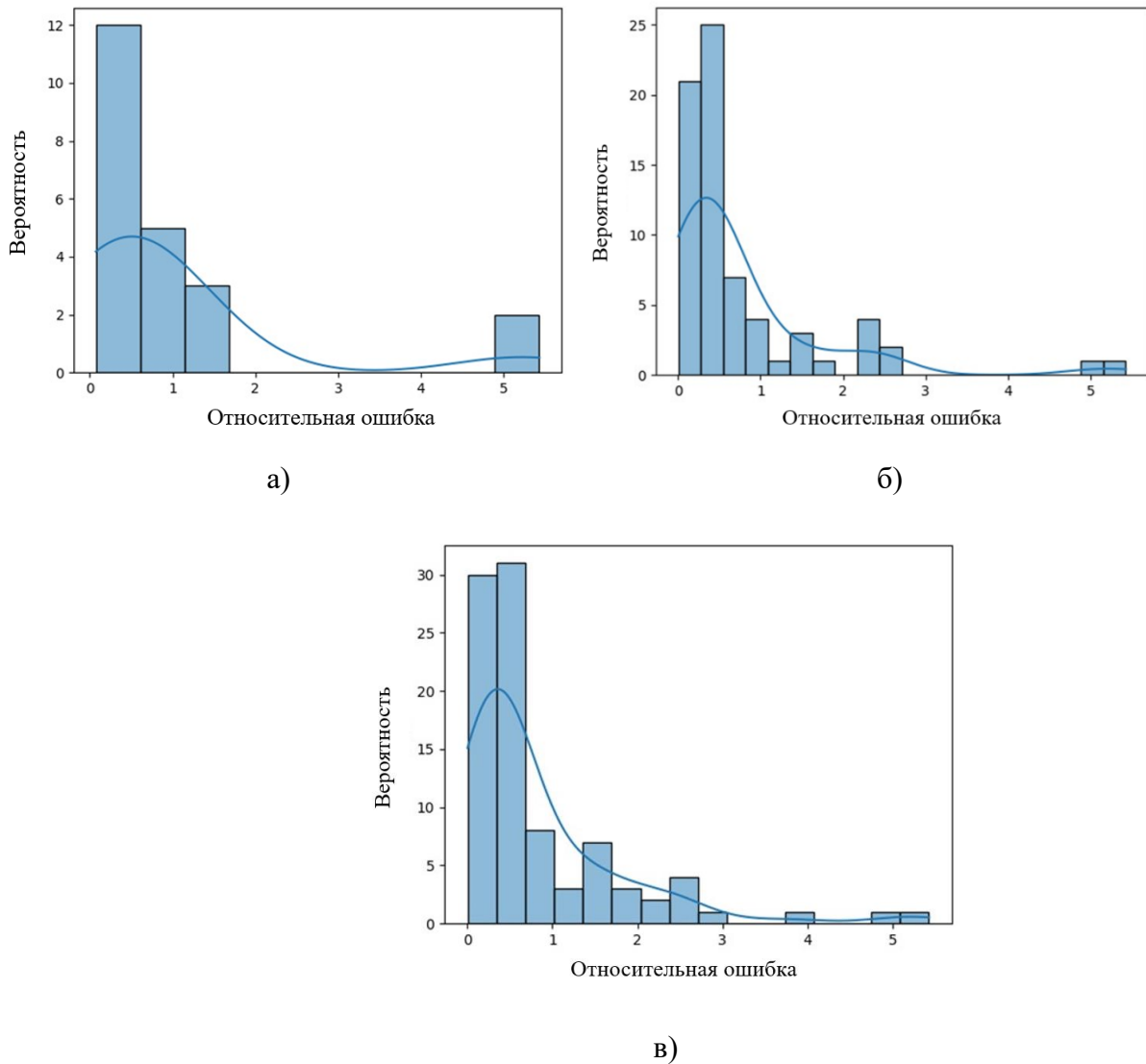


Рисунок 4.5 – Гистограммы распределения относительной ошибки предсказаний;
 а) – R_1 , б) – R_2 , в) – абсолютная эффективность профилактики; Вьетнам

В таблице 4.1 представлены средние относительные ошибки предсказания для параметров: R_1 (а), R_2 (б) и абсолютной эффективности профилактики (в) при различных топологиях сети. Количество эпох обучения всегда было $S=1000$ [4].

Таблица 4.1 – Топология НС и средняя относительная ошибка предсказания абсолютных значений эффективности профилактики. База – Нижегородская область

<i>К</i>	<i>а</i>	<i>б</i>	<i>в</i>
8, 4, 2	0,60	0,49	0,50
16, 8, 4	0,41	0,35	0,48
32, 16, 8	0,404	0,324	0,355

Результаты подтверждают возможность прогнозирования абсолютной эффективности профилактики по количественным и категориальным переменным. Повышенная ошибка прогноза обусловлена необходимостью учета большего числа входных параметров и расширения обучающей выборки НС [4].

Существенную часть средней ошибки дают «хвосты» распределения – редкие события с малыми значениями. Более 2/3 тестовых случаев имеют ошибку вдвое меньше – см. рисунки 4.3–4.5. Дальнейшее увеличение размеров сети и числа эпох заметно не влияет на результат [4].

Аналогичные результаты для Республики Башкортостан и Республики Вьетнам представлены в таблицах 4.2 и 4.3.

Таблица 4.2 – Топология НС и средняя относительная ошибка предсказания абсолютных значений эффективности профилактики. База – Республики Башкортостан

<i>К</i>	<i>а</i>	<i>б</i>	<i>в</i>
8, 4, 2	0,750	0,658	0,680
16, 8, 4	0,604	0,574	0,564
32, 16, 8	0,412	0,384	0,443

Таблица 4.3 – Топология НС и средняя относительная ошибка предсказания абсолютных значений эффективности профилактики. База – Республика Вьетнам

<i>K</i>	<i>a</i>	<i>б</i>	<i>в</i>
8, 4, 2	0,858	0,784	0,792
16, 8, 4	1,191	0,823	0,893
32, 16, 8	1,329	0,745	0,829

Абсолютную эффективность профилактики можно прогнозировать обученной многослойной НС с тремя скрытыми слоями (32, 16, 8 нейронов). Увеличение числа слоев и нейронов не снижает относительную ошибку (0,404; 0,324; 0,355) в сечениях «пожары / население» (R_1) и «гибель / население» (R_2) [4], гибель / профилактика (абсолютной эффективности профилактики), соответственно. Для Башкирского региона эти ошибки составляют: 0,412, 0,384, 0,443 соответственно, это очень похоже на НН. Что касается Вьетнама, то все наоборот: 1,329, 0,745, 0,829 соответственно, – эта ошибка большая. Таким образом, в модели для Вьетнама возможно уменьшение количества слоев и количества нейронов в них.

Для оценки точности прогноза случайным образом выбирается до 30 процентов обучающей последовательности и строится гистограмма распределения разницы предсказанного значения рисков 1 или 2 и реально существующих, нормированных на существующие уровни риска. Для регионов РФ и Вьетнама порядка 60 процентов прогнозов имеют относительную ошибку менее 30 процентов. Этого достаточно для оценки уровня пожарных рисков. Более точные оценки требуют существенного наращивания вычислительных мощностей, что в настоящее время недоступно.

4.2. Разработка алгоритма оптимизации профилактических мероприятий

Результаты позволяют оценивать эффективность профилактики для МО разного типа и численности, но мало пригодны для оптимизации и поддержки принятия решений. Поэтому был предложен иной алгоритм решения этой задачи. Разработана многослойная НС с входами: категория МО (с подкатегорией), численность населения (x) и удельный показатель профилактики (y) – отношение числа мероприятий за предыдущий год к населению текущего года. Выход – два показателя пожарных рисков R_1 и R_2 . Архитектура: 5 входных переменных, 2 выходные, число скрытых слоев и эпох – настраиваемые параметры. Качество оценивалось по СКО (формула 4.2), оптимизация – методом стохастических градиентов [48–51], согласно формулам (3.4)–(3.5).

На основе обученной НС восстанавливается поверхность пожарных рисков $R_{1, 2} = F(x, y)$, которая проецируется на плоскость (x, y) при условии $R_{1, 2} < R_{nom}$ (нормативный риск). Полученная проекция аппроксимируется методом наименьших квадратов с определением доверительных интервалов коэффициентов и F -критерия. Эта зависимость описывает связь нормированной профилактики, типа МО и численности населения при условии, что рассчитанные риски не превышают нормативный уровень R_{nom} [50].

Оптимизация профилактических мероприятий выполнена с помощью программного комплекса на *Python* (см. Приложение В). Для исследуемых регионов зависимости пожарных рисков от численности населения и нормированной профилактики (рисунки 4.6–4.8) получены методом нейросетевого моделирования [48, 50].

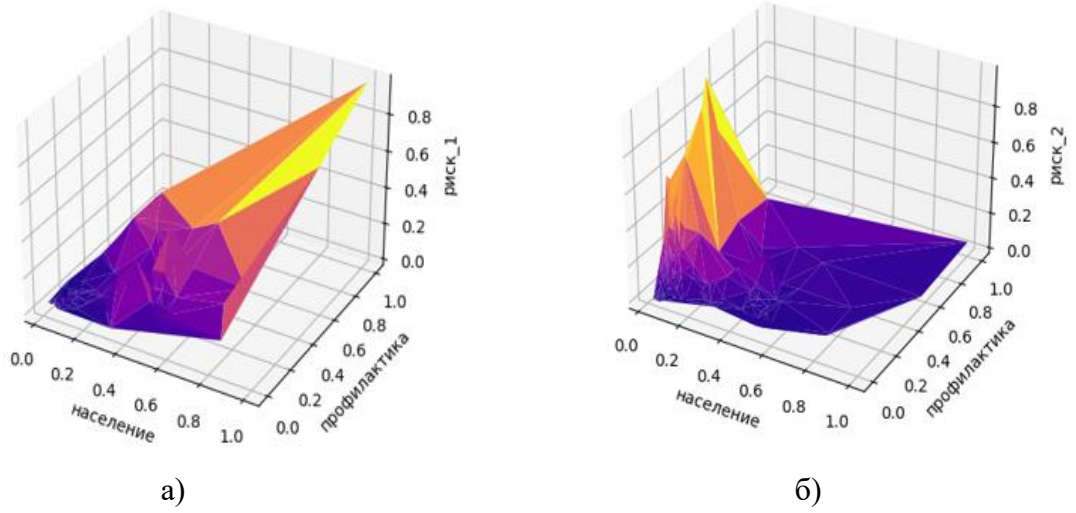


Рисунок 4.6 – Пожарные риски в зависимости от населения и удельной профилактики для Нижегородской области; а) R_1 , б) R_2 [48, 50]

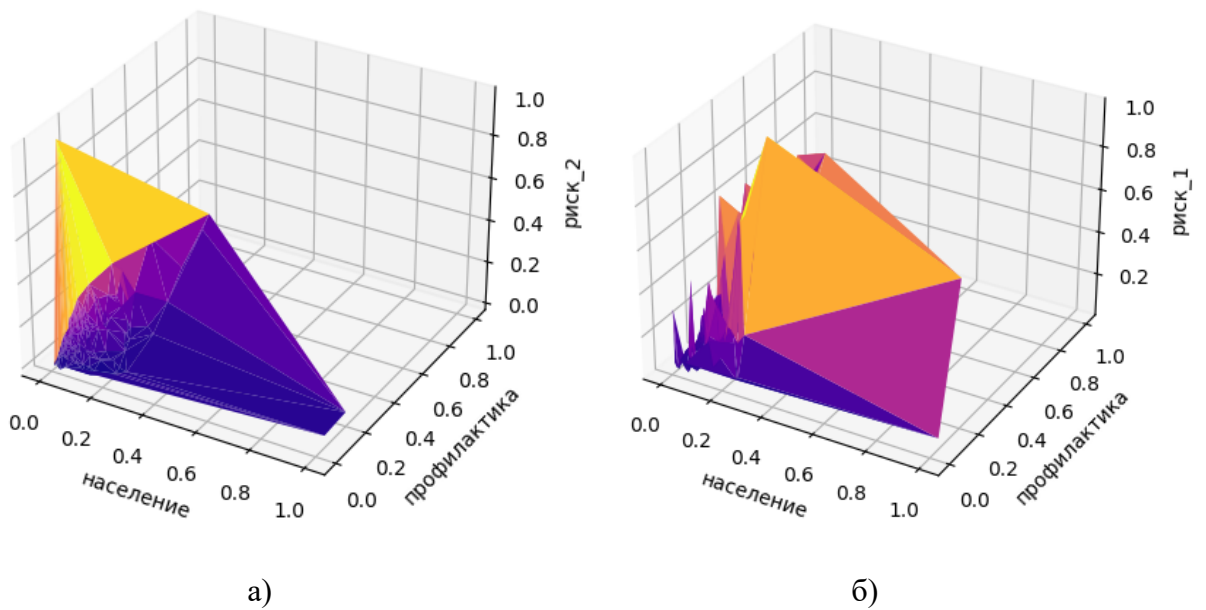


Рисунок 4.7 – Пожарные риски в зависимости от населения и удельной профилактики для Республики Башкортостан; а) R_1 , б) R_2 [48, 50]

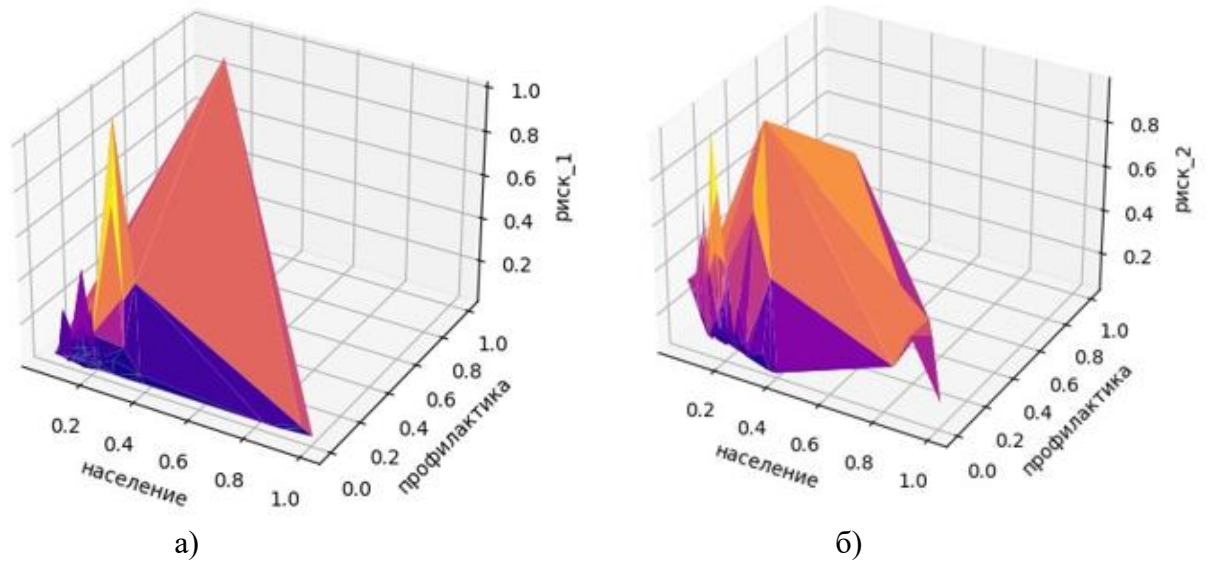


Рисунок 4.8 – Пожарные риски в зависимости от населения и удельной профилактики для Вьетнама; а) R_1 , б) R_2 [48, 50]

Оптимальная профилактика представлена на рисунках 4.9–4.11. Нормативный риск $R_{ном}=0,074$ от максимального значения на обучающем наборе. Сводные данные и уравнения регрессии представлены в таблице 4.4. [48, 50].

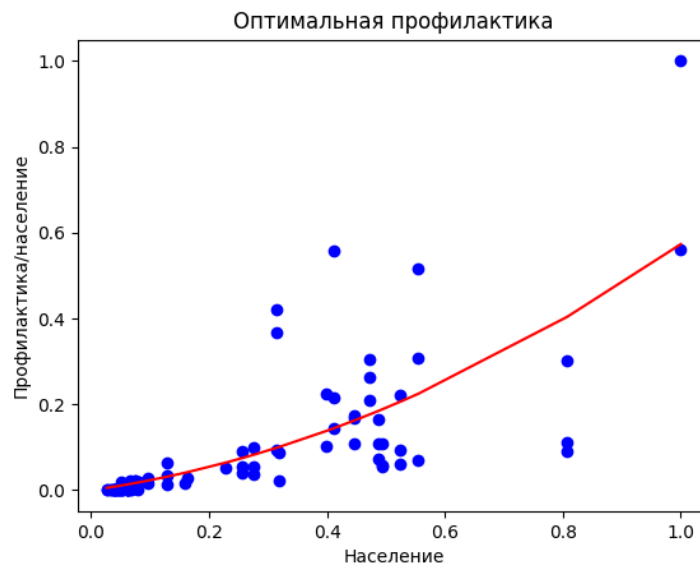


Рисунок 4.9 – Оптимальная профилактика в зависимости от населения; регион – Нижегородская область, риск R_2 от пожара за период 1 год [48, 50]

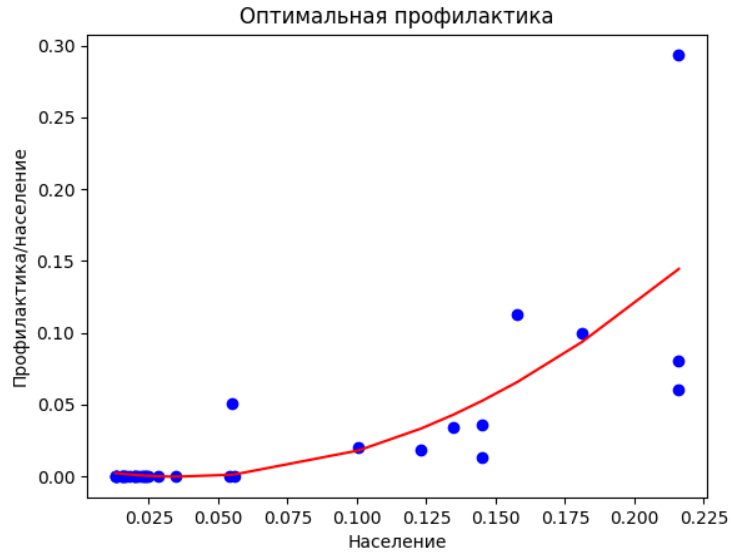


Рисунок 4.10 – Оптимальная профилактика в зависимости от населения;
 регион – Республика Башкортостан, риск R_2 от пожара за период 1 год [48, 50]

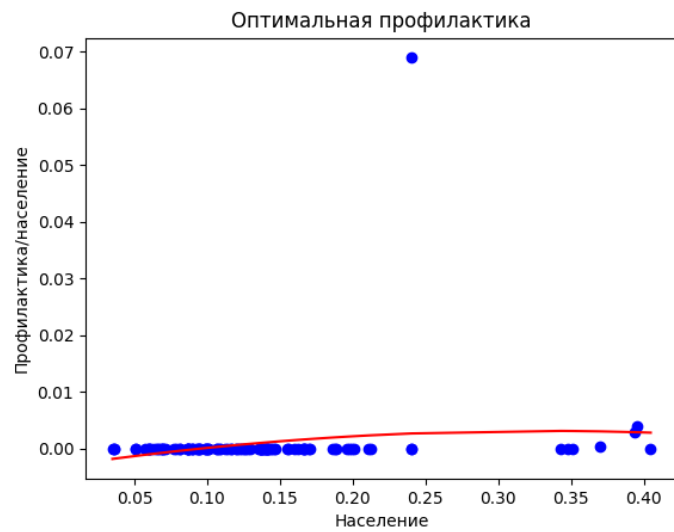


Рисунок 4.11 – Оптимальная профилактика в зависимости от населения;
 регион – Вьетнам, риск R_2 от пожара за период 1 год [48, 50]

Таблица 4.4 – Оптимальная профилактика в зависимости от населения для трех регионов; указаны F -критерий и нормировки. Уровень значимости коэффициентов регрессии 0,98 [48, 50]

Регион	Зависимость	F	Нормировки			
			Нас.	Проф./Нас	Пож./Нас.	Гиб./Нас.
НН	$y = (0,04+-0,13) x + (0,52+-0,16) x^2$	46,08	299800	1,351	0,022	0,00050
РБ	$y = -(0,33+-0,41) x + (4,51+-1,92) x^2$	24,82	280000	2,325	0,008	0,00038
СРВ	$y = (0,01+-0,12) x - (0,01+-0,03) x^2$	4,761	292500	2,063	0,0002	0,00004

Расчет оптимальных профилактических мер осуществляется, в частности, следующим образом: по данным таблицы 4.4 можно определить оптимальное число профилактических мероприятий для обеспечения риска $R_2 \leq$ нормативного. Для МО Автозаводский район г. Н. Новгорода (2019 г.) при нормировке Гиб./Нас. = 0,00050 и $R_{nom} = 0,074$ (в абсолютных величинах – 0,00005), население $x = 296500/299800 = 0,99$, согласно первой строке таблицы 4.4, безразмерная величина профилактика / население $y = 0,55$; умножив ее на нормировку 1,351 и на население 296 500, получаем ≈ 220 тыс. мероприятий в год при уровне значимости 0,975, что близко к фактическому значению (крайняя синяя точка на рисунке 4.9) [50].

Для МО с относительной численностью населения около 0,8 от максимальной число профилактических мероприятий недостаточно для достижения нормативного уровня риска гибели (рисунок 4.9). В то же время в МО с населением $\sim 0,35-0,57$ от максимального профилактика избыточна, и ее целесообразно перераспределить в более крупные МО [50].

Во Вьетнаме явной зависимости между удельной профилактикой и населением нет. Для МО ниже аппроксимирующей кривой требуется увеличить число профилактических мероприятий, величина которых оценивается по данным таблицы 4.4 [50].

4.3. Структура и функции системы поддержки принятия управленческих решений по снижению пожарных рисков

Управление системой профилактических мероприятий – это управление сложным нелинейным динамическим объектом с высокой степенью неопределенности как входных данных (сочетание количественных и качественных характеристик), так и возможными когнитивными искажениями, связанными с недостатком корректной информацией, сложностью системы, противоречивостью требований в условиях ограниченности ресурсов. При этом необходимо постоянно учитывать накопление информации о системе профилактики пожаров и, кроме этого, необходимо формализовать целевую функцию управления. Последнее является наиболее существенной проблемой, в зависимости от решения которой, система управления профилактическими мероприятиями может существенно меняться. Допустим, в качестве целевой функции выберем минимизацию числа жертв на пожарах. Но как показано в работе эта величина, нормированная на численность населения, есть функция качественной переменной – типа МО и численности населения в нем. Если брать регион в целом, как совокупность МО разного размера, то окажется, что все ресурсы надо сосредоточить на самых крупных МО, что с точки зрения социального государства невозможно. Помимо этого существуют ограничения ресурсного характера и, как показано в работе, эффективность профилактики с точки зрения, например, пожарного риска – нелинейная функция удельной профилактики, определенной в работе, как отношения числа профилактических мероприятий к численности населения. Наконец, можно расширить пространство описания и в качестве целевой функции выбрать некоторую комбинацию пожарных рисков и материального ущерба, как от самого пожара, так и от профилактических мер по его предотвращению. Здесь сразу же возникнут вопросы политического и этического характера.

Таким образом, сама система управления профилактическими мероприятиями обладает не только существенной неопределенностью, но и внутренней конфликтностью, на которую накладывается борьба за контроль над функциональными полномочиями при распределении ресурсов, выделяемых на профилактические мероприятия при наличии институциональных ограничений – федеральных и региональных законов, ведомственных актов и пр.

Предлагаемая в работе система поддержки управленческих решений при организации профилактической деятельности, конечно, не решает все вопросы, но лишь максимально возможным и доступным образом объективизирует текущее состояние профилактической работы в зависимости от ряда количественных и качественных факторов и позволяет на основе ретроспективного анализа сделать некоторые прогнозы о ее эффективности – пожарные риски и абсолютную эффективность профилактики.

Иными словами, осуществляет контроль состояния и прогноз, а выбор решения оставляя за человеком. Система способна реагировать на изменения управляемого объекта, переобучаясь на новых данных, тем самым косвенно указывая на качество принимаемых решений. Наконец, система допускает оценку качества собственного прогноза с помощью статистических процедур.

Основными элементами предлагаемой системы поддержки управления профилактическими мероприятиями с целью снижения пожарных рисков являются аналитический блок и оперативно - командный блок. Аналитический блок включает в себя создание и поддержку базы данных о пожарах, как в текущем формате, (тип МО, численность населения, количество профилактических мероприятий, число пожаров и погибших в них), так и в перспективном формате. В перспективе предполагается дополнить стандартные базы пожарных данных сведениями о материальном ущербе при пожаре, затратах сил и средств на ликвидацию возгорания, а так же, возможно, разделению профилактических мероприятий по типам мероприятий и объектам отнесения мероприятий: жилой сектор, коммерческий сектор, рекреационный сектор и т.д. Наконец, целесообразно произвести дальнейшую детализацию типов МО в соответствии с

результатами главы 2 предлагаемого исследования. Созданная нейронная сеть позволяет сделать это автоматически в процессе загрузки базы пожарных данных. Далее, в аналитическом блоке СППР данные нормализуются, в соответствии с описанными выше алгоритмами, и производится обучение НС, либо с использованием разработанного интерфейса, либо с его расширением, поскольку, как НС классификации, так и НС прогноза, позволяют неограниченно расширять пространство описания. Накопление новых данных позволяет оперативно переобучать НС и, тем самым, осуществлять функцию контроля текущего состояния профилактической работы. Аналитический блок расчета оптимального количества профилактических мероприятий, как по типам МО, так и в целом по региону, позволяет оперативно перераспределять профилактические мероприятия внутри региона для достижения целевых показателей пожарных рисков.

Командный блок обеспечивает подготовку рекомендаций для руководства, докладывая о текущей эффективности профилактики по региону в целом и по различным МО. На основании этих рекомендаций формируются новые приказы перераспределению профилактических мероприятий. Рекомендации, полученные на основе аналитического блока прогноза, позволяют оценить перспективы пожарных рисков и принять соответствующие меры по их снижению.

Эффективное управление профилактическими мероприятиями предложенная система гарантирует через объективность или, точнее, обоснованность принятия управленческих решений: процедура обучения сети максимально формализована и унифицирована для всех регионов, схема обучения НС гарантирует локализацию и исключения случайных выбросов. Устойчивость управления гарантирована внутренними метриками НС и возможностью сразу после получения прогноза рисков и эффективности профилактических мероприятий провести статистическое оценивание результатов с заданным уровнем принятия гипотезы об их достоверности (глава 3). Наконец, система гарантирует согласованность факторов, влияющих на принятие управленческого решения, поскольку сама логика нейросетевого обучения приписывает весовые

коэффициенты количественным и качественным факторам в зависимости от их относительного влияния на конечный результат.

Блок-схема принятия решений по оценке текущей эффективности профилактических мероприятий на основе анализа данных о пожарах представлена на рисунке 4.12 и прогнозе пожарных рисков на рис.4.13.

При оценке текущей эффективности профилактических мероприятий последовательность операций представлена 4 этапами.

Этап 1. Подготовка данных. Сбор данных для анализа, включающих: число пожаров, численность населения, тип населенного пункта (МО), количество профилактических мероприятий и количества погибших при пожарах в исследуемых регионах в течение года. Далее выполняется нормализация данных и реализуется алгоритм кластерного анализа, как описано выше.

Этап 2. Построение классифицирующей нейронной сети. На входе сети: тип МО, количество населения и число профилактических мероприятий, на выходе нейронной сети: мера принадлежности к одному из двух классов эффективности профилактики.

Этап 3. Обучение и тестирование сети. При необходимости изменение числа слоев и эпох обучения.

Этап 4. Интерпретация полученных результатов. Создание базы оценки эффективности профилактических мероприятий. Принятие управленческого решения о текущем состоянии профилактической работы.

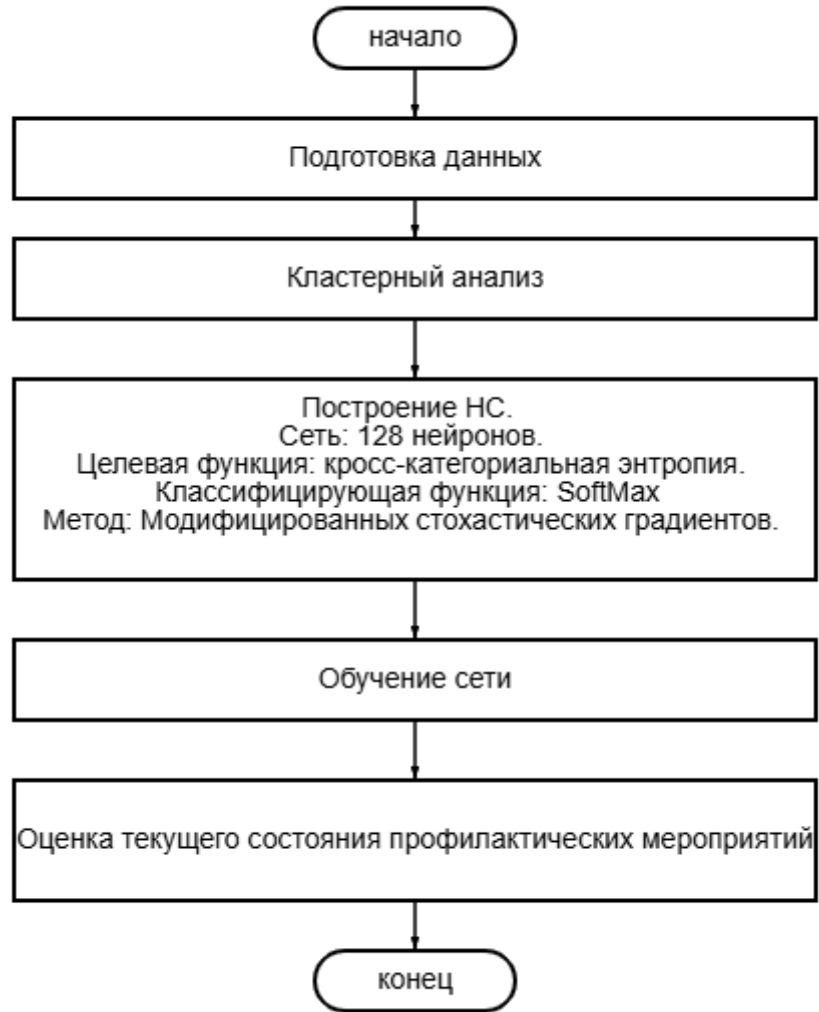


Рисунок 4.12 – Схема оценки текущего состояния профилактических мероприятий на основе нейросетевой модели

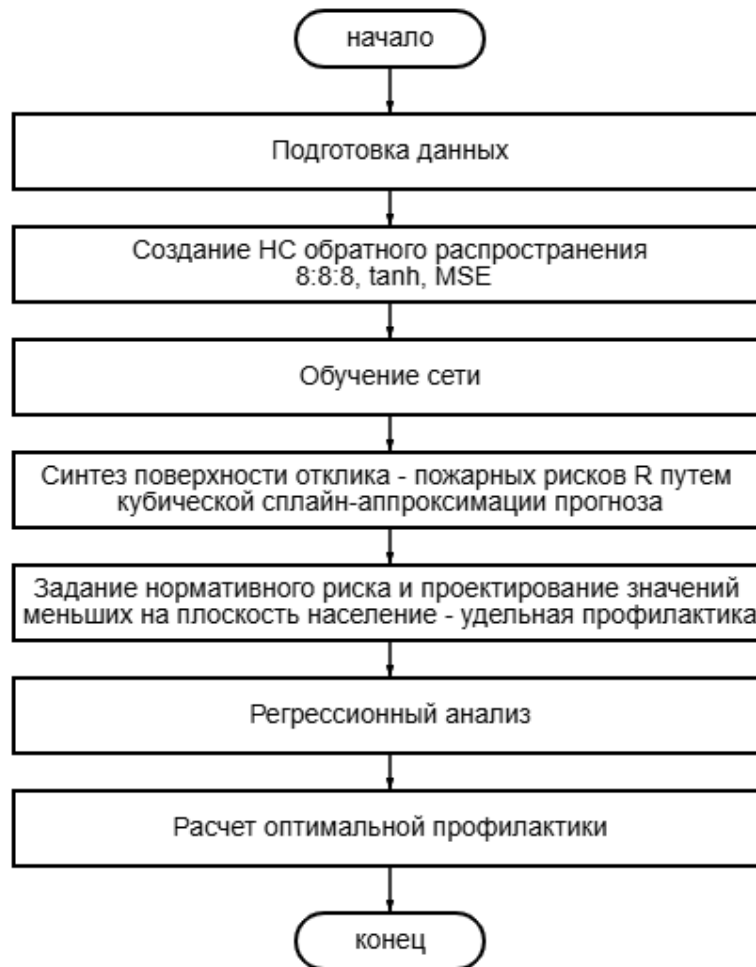


Рисунок 4.13 – Схема принятия решения при прогнозе пожарных рисков и расчете оптимального количества профилактических мероприятий на основе нейросетевой модели

Остановимся более подробно на алгоритме поддержки принятия решения по профилактическим мероприятиям на основе нейросетевой модели прогноза пожарных рисков. Последовательность операций разделена на 7 этапов от подготовки данных до расчета оптимального числа профилактических мероприятий, обеспечивающих рискпожарные риски ниже нормативных.

Этап 1. Подготовка данных. Сбор данных для анализа, включающих: число пожаров, гибели, численности населения, количество профилактических мероприятий в исследуемых регионах [4]. Выполнить нормализацию данных, как описано выше.

Этап 2. Создание НС обратного распространения для прогноза пожарных рисков. На входе НС – численность населения, тип МО и количество профилактических мероприятий, на выходе – пожарные риски. Функции активации – гиперболический тангенс, мера – MSE, обучение – метод стохастических градиентов.

Этап 3. Обучение и тестирование нейронной сети. При необходимости изменение топологии, способа обучения, меры и т. д.

Этап 4. Синтез поверхности отклика – пожарных рисков путем кубической сплайн - аппроксимации прогноза.

Этап 5. Задание нормативного риска и проектирование значений меньших на плоскость население – удельная профилактика.

Этап 6. Регрессионный анализ. Расчет оптимального количества профилактических мероприятий. Оценка качества прогноза с учетом заданного уровня надежности принятия гипотезы.

Этап 7. Интерпретация полученных результатов. Создание базы решений. При необходимости дополнение исходной базы и создание новой нейронной сети. Принятие управленческого решения о перераспределении числа профилактических мероприятий.

В настоящее время предлагаемая система поддержки управления профилактическими мероприятиями реализована в виде десктопного интерфейса, позволяющего загружать стандартные базы пожарных данных, задавать топологию нейронных сетей, анализировать процесс обучения в графическом виде и представлять результаты, либо в численном формате, либо в виде когнитивной графики, в частности поверхности пожарных рисков. Планируется создание web-интерфейса.

Выводы по четвертой главе

1. Разработана многослойная нейросеть, прогнозирующая абсолютную эффективность профилактики и пожарные риски на основе численности населения и категориальных характеристик МО (включая подклассы 1 и 11) [4].

2. В процессе тестирования НС вычислялась относительная ошибка предсказания для всех трех регионов (НН, РБ, СРВ), в котором ошибка прогноза для Нижегородская область имеет наименьшее значение – 0,324, для региона Республика Башкортостан – 0,384. Для Вьетнама значение абсолютной ошибки прогноза велико – 0,745. Это доказывает, что нейронная сеть более точно прогнозирует эффективность профилактических мероприятий для Нижегородской области и Республики Башкортостан.

3. Установлены топология НС и средние относительные ошибки прогнозирования абсолютного эффекта профилактики на параметры пожары / население, гибель / население и гибель / профилактика для связанных конструкторов различных сетевых связей.

4. Разработан алгоритм оптимизации профилактических мер и поддержки решений с использованием НС, входами которой являются категория МО (с подкатегорией), численность населения и удельная профилактика [4].

5. После обучения НС определены зависимости пожарных рисков R_1 и R_2 от численности населения и нормированной профилактики, рассчитана оптимальная профилактика для трех регионов, что позволяет оценивать эффективность мер с учетом численности населения МО и поддерживать управленческие решения.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Анализ данных выявил два кластера по показателям «пожары – население – гибель»: компактный для густонаселенных территорий и рассеянный для менее крупных образований. В обоих кластерах обнаружена связь численности населения с количеством пожаров, а во втором – также с числом погибших. Установлено, что при росте населения относительная пожарная безопасность повышается, однако абсолютная эффективность профилактических мероприятий в целом по России и Вьетнаму снижается.

2. Зависимость эффективности профилактических мероприятий от численности населения и типа МО различается: наибольшее снижение эффективности при росте населения характерно для МО типа 1. Детализация показала, что городские районы областных центров (подкласс 1) более чувствительны к этому фактору, чем районные центры аналогичного типа (подкласс 11).

3. Более детальный анализ статистик пожарных рисков выявил наличие статистически значимых, с точки зрения критерия Шапиро-Уилка, логарифмически нормальных распределений пожарных рисков. Это свидетельствует о существовании существенно нелинейных зависимостей между рисками, численностью населения и количеством профилактических мероприятий. Кроме того, анализ показал необходимость учета качественных характеристик – типа МО. Это обосновывает необходимость использования более общих нейросетевых моделей.

4. Создана нейросетевая модель для оценки эффективности профилактических мероприятий в пространстве «гибель – пожары – население» с учетом типа МО. Модель классифицирует ситуацию по входным данным в один из классов эффективности. Валидация показала, что при двухклассной агрегации сеть с 128 нейронами достигает точности 0,950 в трехмерном пространстве и

0,744–0,845 в отдельных проекциях, что подтверждает ее пригодность для оценки текущей эффективности профилактики.

5. Управление профилактическими мероприятиями требует не только оценки текущей ситуации, но и возможность прогнозирования пожарных рисков, и на основе этого эффективного управления профилактикой. Для прогнозирования пожарных рисков была использована обученная многослойная нейросеть с тремя скрытыми слоями, содержащими соответственно 32, 16 и 8 нейронов. На входе нейронной сети: тип МО, количество населения и число профилактических мероприятий, на выходе – пожарные риски и абсолютная эффективность профилактики. Усложнение архитектуры нейросети не дает существенного снижения относительной ошибки прогноза (0,324–0,404 по разным сечениям), при этом результаты для России и Вьетнама близки. Модель легко масштабируется, позволяя добавлять новые входные и выходные параметры, включая детализацию профилактических мер и оценку ущерба.

6. Разработана поверхность отклика, позволяющая оценивать пожарные риски по типу МО, объему профилактических мер и численности населения, что повышает качество управленческих решений. Введено понятие оптимальной профилактики – зависимости между удельными мероприятиями и численностью населения для обеспечения нормативного уровня риска, причем для двух типов нейросетевых моделей эти зависимости заданы в виде полиномиальных аппроксимаций с заданной точностью.

7. На базе предложенных моделей и алгоритмов разработан прикладной программный пакет для ЭВМ, включающий пользовательский интерфейс к базе данных, обеспечивающий предварительную настройку обучения и тестирование моделей.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

В диссертации используются следующие сокращения:

АСС – Аварийно-спасательная служба

АТЕ – административно-территориальная единица

ГПС – Государственная Противопожарная Служба

ГУПО – Главное Управление пожарной охраны

ИИ – искусственный интеллект

КА – кластерный анализ

ЛПР – лицо, принимающее решение

МО – муниципальное образование

МОБ – Министерство общественной безопасности

НН – Нижегородская область

НС – нейронная сеть

ПС – пожарная ситуация

РБ – Республика Башкортостан

РФ – Российская Федерация

СРВ – Социалистическая Республика Вьетнам

США – Соединенные Штаты Америки

ЧС – чрезвычайная ситуация

ЭВМ – электронно-вычислительная машина

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Авдеенко, А.М. Введение в теорию интеллектуального анализа данных / А.М. Авдеенко, А.С. Мельниченко, Р.Ш. Хабибулин. – М.: Академия ГПС МЧС России, 2018. – 143 с. – Текст : непосредственный.
2. Авдеенко, А.М. Информационно-аналитическая поддержка руководителя при организации профилактики пожаров на основе статистического анализа баз данных / А.М. Авдеенко, А.П. Сатин, В.А. Нгуен, Г.Н. Лахвицкий. – Текст : непосредственный // Технологии техносферной безопасности. – 2023. – № 4 (102). – С. 79–97. – DOI 10.25257/TTS.2023.4.102.79-97. – EDN ASOAWK.
3. Авдеенко, А.М. Некоторые особенности исследования многомерной базы пожаров с использованием инструментария кластерного анализа / А.М. Авдеенко, Г.Н. Лахвицкий, Нгуен Вьонг Ань, А.П. Сатин, К.Г. Бурлаченко. – Текст : непосредственный // Пожарная и аварийная безопасность: Материалы XXVII Международной научно-практической конференции. – Иваново, 2022.
4. Авдеенко, А.М. Особенности выбора нейронных сетей для оценки эффективности профилактических мероприятий / А.М. Авдеенко, А.П. Сатин, В.А. Нгуен. – Текст : непосредственный // Технологии техносферной безопасности. – 2024. – № 3(105). – С. 55-68. – DOI 10.25257/TTS.2024.3.105.55-68. – EDN UNVUHM.
5. Авдеенко, А.М. Статистические оценки пожаров на основе парсинга геолокационных данных для различных регионов и перспективы моделей искусственного интеллекта / А.М. Авдеенко, Е.П. Рожков, Г.Н. Лахвицкий, Нгуен Вьонг Ань (Россия, Вьетнам). – Текст : непосредственный // Материалы XXXI международной научно-технической конференции «Системы безопасности – 2022». – М.: Академия ГПС МЧС России, 2022. – С. 90–94.

6. Аксенов, С.В. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии) / С.В. Аксенов, В.Б. Новосельцев; под общ. ред. В.Б. Новосельцева. – Томск: Изд-во НТЛ, 2006. – 128 с. – Текст : непосредственный.
7. Анализ техногенного риска: учебное пособие / Р.А. Шубин. – Тамбов: Изд-во ФГБОУ ВПО «ТГТУ», 2012. – 80 с. – Текст : непосредственный.
8. Андреев, Ю.А. О возможном подходе к оценке эффективности и востребованности профилактических мероприятий в области пожарной безопасности / Ю.А. Андреев, М.В. Елфимова, А.А. Мельник, П.В. Ширинкин, А.Н. Батура. – Текст : непосредственный // Современные проблемы гражданской защиты. – Иваново: ИПСА ГПС МЧС России, 2018. – С. 56–61.
9. Багров, А.В. Техногенные системы и теория риска: Учебное пособие / А.В. Багров, А.К. Муртазов; Рязанский государственный университет имени С.А. Есенина. – Рязань, 2010. – 207 с. – Текст : непосредственный.
10. Балобанов, А.А. Совершенствование системы мониторинга и прогнозирования лесопожарной обстановки на территории Новосибирской области / А.А. Балобанов, А.В. Скрипка, С.А. Музыченко. – Текст : непосредственный // Современные проблемы гражданской защиты. – 2023. – № 4(49). – С. 6-11. – EDN HPVJLW.
11. Белозеров, В.В. Модель оптимизации социально экономических потерь от пожаров / В.В. Белозеров, Е.И. Богуславский, Н.Г. Топольский. – Текст : непосредственный // Проблемы информационной экономики. – Вып. VI. Моделирование инновационных процессов и экономической динамики: сборник научных трудов. – М.: Ленанд, 2006. – С. 226–246.
12. Брушлинский, Н.Н. Динамика, управление, прогнозирование / Н.Н. Брушлинский, Ю.Н. Шебеко. – М.: ФГУ ВНИИПО МЧС России, 2007. – 370 с. – Текст : непосредственный.
13. Брушлинский, Н.Н. Основы теории пожарных рисков и ее приложения: монография / Н.Н. Брушлинский, С.В. Соколов, Е.А. Клепко, В.А. Белов, О.В. Иванова, С.Ю. Попков. – М.: Академия ГПС МЧС России, 2012. – 192 с. – Текст : непосредственный.

14. Брушлинский, Н.Н. О статистике пожаров и о пожарных рисках / Н.Н. Брушлинский, С.В. Соколов. – Текст : непосредственный // Пожаровзрывобезопасность. – 2011. – Т. 20, № 4. – С. 40–48.

15. Брушлинский, Н. Н. Пожарные риски / Н.Н. Брушлинский, О.В. Иванова, Е.А. Клепко, С.В. Соколов, С.Ю. Попков. – М.: Академия МЧС России, 2016. – 66 с. – Текст : непосредственный.

16. Брушлинский, Н.Н. Совершенствование организации и управления пожарной охраной / Н.Н. Брушлинский, А.К. Микеев, Г.С. Базуков. – М.: Стройиздат, 1986. – 149 с. – Текст : непосредственный.

17. Брушлинский, Н.Н. Современные проблемы обеспечения пожарной безопасности в России: монография / Н.Н. Брушлинский, С.В. Соколов. – М.: Академия ГПС МЧС России, 2014. – 178 с. – Текст : непосредственный.

18. Ватагин, В.С. Нейросетевые технологии моделирования процессов управления техногенной и пожарной безопасностью / В.С. Ватагин // Технологии техносферной безопасности. 2006. – URL: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2006-6/39.ppt.06.pdf> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

19. Власов, К.С. Применение технологий машинного обучения для исследования характеристик пожаров / К.С. Власов, А.А. Порошин, О.С. Маторина // Сибирский пожарно-спасательный вестник. – 2023. – № 2(29). – С. 80–87. <https://doi.org/10.34987/vestnik.sibpsa.2023.19.99.005>. – Текст : непосредственный.

20. Воронцов, К.В. Алгоритмы кластеризации и многомерного шкалирования. Курс лекций / К.В. Воронцов. – М.: МГУ, 2007. – Текст : непосредственный.

21. Вьетнам – страна и люди. – Ханой: Издательство Тхезьой, 2020. – Текст : непосредственный.

22. Гафаров, Ф.М. Искусственные нейронные сети и приложения: учеб. пособие / Ф.М. Гафаров, А.Ф. Галимянов. – Казань: Изд во Казан. ун-та, 2018. – 121 с. – Текст : непосредственный.

23. Герчикова, И.Н. Менеджмент. Учебник / И.Н. Герчикова. – 3-е изд., перераб. и доп. – М.: ИНФРА-М, 2010. – 501 с. – Текст : непосредственный.
24. Гмурман, В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика. Учеб. пособие для вузов / В.Е. Гмурман. – М.: Высшая школа, 1977. – 479 с. – Текст : непосредственный.
25. Григорьев, А.А. Меры сходства в кластеризации / А.А. Григорьев. – Текст : непосредственный // Известия РЭУ им Г.В. Плеханова. – 2013. – Вып. 11. – С. 22–35.
26. Дали, Ф.А. Концепция построения риск-ориентированных моделей управления пожароопасными событиями в социально-экономических системах [Электронный ресурс] // Инженерный Вестник Дона. – 2021. – №10. – URL: <http://www.ivdon.ru/> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.
27. Дао, А.Т. Анализ пожарной обстановки во Вьетнаме в 2001-2015 годах / А.Т. Дао. – Текст : непосредственный // Технологии техносферной безопасности. – 2016. – Вып. № 5 (69). – С. 7.
28. Дао Ань Туан. Модели управления ресурсами противопожарной службы Вьетнама на основе типологизации территорий по пожарным рискам: дисс. ... канд. техн. наук. – М.: МИПБ МВД России, 2018. – 294 с. – Текст : непосредственный.
29. Дао Хонг Куен. Совершенствование системы государственного регулирования внешнеэкономических связей Вьетнама: автореферат дисс. ... канд. экон. наук. – М.: 2011. – 20 с. – Текст : непосредственный.
30. Дудь, А.П. Искусственный интеллект в образовании: основные понятия и определения, перспективы применения / А.П. Дудь, А.С. Дудь. – Текст : непосредственный // Сборник научных статей. В 2-х частях / Под редакцией А.А. Александрова и В.К. Балтяна. – Часть 1. – Москва, 2021.
31. Закон Вьетнама о предотвращении пожаров и противопожарной безопасности СРВ. – Ханой: Национальное политическое издательство, 2013. – 22 с. – Текст : непосредственный.

32. Закон Вьетнама от 29 июня 2001 г. № 27/2001/QН10 «О пожарной безопасности» (ред. от 01.07.2014). – Ханой: Национальное политическое издательство, 2001. – 12 с. – Текст : непосредственный.

33. Информационные системы и технологии: учеб. пособие / А.М. Авдеенко, Р.Ш. Хабибулин. – М.: Академия ГПС МЧС России, 2019. – 200 с. – Текст : непосредственный.

34. Кадиев, Ш.К. Обзор исследований в области классификации для машинного обучения при разработке интеллектуальных систем поддержки принятия управленческих решений / Ш.К. Кадиев, Р.Ш. Хабибулин, П.П. Годлевский, В.Л. Семиков // Технологии техносферной безопасности. 2020. – URL: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2020-3/02-03-20.ttb.pdf> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

35. Куватов, В.И. Алгоритм интеллектуальной поддержки принятия решений при прогнозировании ущерба от пожаров / В.И. Куватов, Д.А. Колеров. – Текст : непосредственный // Вестник Санкт-Петербургского университета Государственной противопожарной службы МЧС России. – 2022. – №. 3. – С. 119–127.

36. Куземин, А.Я. Методы и модели принятия решений в интеллектуальных системах для ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций / А.Я. Куземин, М.В. Штукин, Б.К. Ткаченко. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-i-modeli-prinyatiya-resheniy-v-intellektualnyh-sistemah-dlya-likvidatsii-posledstviy-chrezvychaynyh-situatsiy> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

37. Кузнецов, А.В. Алгоритм оценки важности задач организации мониторинга крупного пожара / А.В. Кузнецов, С.Ю. Бутузов, Д.В. Тараканов // Современные проблемы гражданской защиты. – 2022. – № 2 (43). – С. 27-33. – Текст : непосредственный.

38. Левина, С.Ш. Управленческие решения. Конспект лекций / С.Ш. Левина, Р.Ю. Турчаева. – Ростов-на-Дону: Феникс, 2009. – 122 с. – Текст : непосредственный.

39. Литвак Б.Г. Разработка управленческого решения / Б.Г. Литвак. – М.: Дело, 2008. – 440 с. – Текст : непосредственный.
40. Лукичева, Л.И. Управленческие решения / Л.И. Лукичева, Д.Н. Егорычев. – СПб.: Омега-Л, 2010. – 147 с. – Текст : непосредственный.
41. Льюнг Куок Зан. Модернизация финансовой системы Вьетнама: автореферат дисс. ... канд. экон. наук. – М.: 2011. – 20 с. – Текст : непосредственный.
42. Минаев, В.А. Оценка вероятности возникновения пожаров на основе математической модели, учитывающей факторы, определяющие долю нарушителей требований пожарной безопасности среди собственников объектов / В.А. Минаев, С.В. Скрыль, С.Н. Тростянский и др. – Текст : непосредственный // Пожарная безопасность. – 2013. – № 2. – С. 86–91.
43. Минаев, В.А. Проблемы и основные факторы оценки пожарных рисков во Вьетнаме / В.А. Минаев, Н.Г. Топольский, Дао Ань Туан. – Текст : непосредственный // Технологии техносферной безопасности. – 2016. – № 1 (65). – С. 74–88.
44. Минаев, В.А. Управление пожарными рисками на основе теории активных систем / В.А. Минаев, Н.Г. Топольский, Чу Куок Минь. – Текст : непосредственный // Пожары и чрезвычайные ситуации: предотвращение, ликвидация. – 2018. – № 4. – С. 59–65.
45. Моделирование пожаров и взрывов: Монография / Под ред. Брушлинского Н.Н., Корольченко А.Я. – М.: Пожарная наука, 2000. – 482 с. – Текст : непосредственный.
46. Национальный стандарт TCVN 4878: 2009 ISO 3941: 2007 «Предотвращение и тушение пожара. Классификация пожара» Электронная библиотека. – URL: <https://libraryno.ru/5-1-obschie-principy-prognozirovaniya-tehnogennogo-riska-sistanalanisimov/6> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

47. Нген Вьюне Вьет. Механизмы обеспечения социальной направленности рыночных реформ во Вьетнаме: дисс. ... канд. экон. наук. – М.: 2006. – 198 с. – Текст : непосредственный.

48. Нгуен, В.А. Модель искусственного интеллекта для поддержки принятия управленческих решений с целью повышения эффективности профилактических мероприятий по предотвращению пожаров / В.А. Нгуен, А.М. Авдеенко, А.П. Сатин. – Текст : непосредственный // Инженерный вестник Дона. – 2024. – № 4(112). – С. 116–127. – EDN KTNEUM. 2024.4.116–127.

49. Нгуен, В.А. Обучение многослойной нейронной сети для прогнозирования пожарных ситуаций в Социалистической Республике Вьетнам / В.А. Нгуен, Д.З. Май. – Текст : непосредственный // Пожаротушение: проблемы, технологии, инновации: Материалы IX международной научно-практической конференции. В 2-х частях, Москва, 20 марта 2024 года. – Москва: Академия Государственной противопожарной службы, 2024. – С. 240–244.

50. Нгуен, В.А. Оптимальная модель профилактических мероприятий на основе нейросетевых технологий / В.А. Нгуен, А.М. Авдеенко. – Текст : непосредственный // Материалы международной научно-технической конференции «Системы безопасности». В 2-х частях. – 2024. – № 33. – С. 40–45.

51. Нгуен, В.А. Реализации системы поддержки принятия решений на основе многослойных нейронных сетей обратного распространения / В.А. Нгуен, А.М. Авдеенко. – Текст : непосредственный // Проблемы техносферной безопасности: материалы международной научно-практической конференции молодых ученых и специалистов. – 2023. – № 12. – С. 159–163.

52. Обобщенный отчет по работе пожарной охраны за 10 лет (2010–2019 гг.). – Ханой: ГУПО МОБ СРВ, 2020. – 27 с. – Текст : непосредственный.

53. Обобщенный отчет по работе пожарной охраны за 5 лет (2020–2024 гг.). – Ханой: ГУПО МОБ СРВ, 2024. – Текст : непосредственный.

54. Отчет Главного Статистического управления Вьетнама о социально-экономическом положении за 2010–2021 гг. – Ханой, 2021. – 270 с. – Текст : непосредственный.

55. Отчет о социально-экономической обстановке в 2020 году. Центр статистических материалов и услуг 172/GP-ТТДТ. – Ханой: Главное управление общей статистики, 2021. – Текст : непосредственный.

56. Отчет по противопожарной работе Главного Управления пожарной охраны и аварийно-спасательных служб МОБ Вьетнама за 2010–2024 гг. – Ханой, 2024. – 125 с. – Текст : непосредственный.

57. Пожарная безопасность. Энциклопедия. – М.: ФГУ ВНИИПО МЧС России, 2007. – URL: <https://fireman.club/statyi-polzovateley/gibel-na-pozharax/> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

58. Пожарные риски. Динамика, управление, прогнозирование / Под ред. Н.Н. Брушлинского и Ю.Н. Шебеко. – М.: ФГУ ВНИИПО, 2007. – 370 с. – Текст : непосредственный.

59. Пожары и пожарная безопасность в 2022 году: информационно аналитический сборник. – Балашиха: ФГБУ ВНИИПО МЧС России, 2023. – 82 с. – Текст : непосредственный.

60. Половинкина, А.И. Модели и алгоритмы управления рисками в региональных системах: автореф. дисс. ... д-р техн. наук. – М.: Академия ГПС МЧС России, 2012. – 42 с. – Текст : непосредственный.

61. Постановление № 09-NQ/TW от 09/2/2007 г. Десятой конференции Центрального Исполнительного Комитета. – Ханой, 2007. – 68 с. – Текст : непосредственный.

62. Присяжнюк, Н.Л. Интегральный социально-экономический показатель пожарного риска и методика его оценки / Н.Л. Присяжнюк, В.А. Малько. – Текст : непосредственный // Технологии техносферной безопасности. – 2018. – № 3 (79). – С. 47–54. DOI: 10.25257/TTS.2018.3.79.47-54.

63. Романов, Д.Е. Нейронные сети обратного распространения ошибки / Д.Е. Романов; Южный федеральный Университет (РГУ). – Ростов-на-Дону, 2009. – С. 19–24. – Текст : непосредственный.

64. Семенов, А.О. Программный комплекс поддержки принятия решений по управлению пожарно-спасательными подразделениями при ликвидации ЧС /

А.О. Семенов, А.Г. Бубнов, Д.Н. Костылев, П.В. Данилов // Современные проблемы гражданской защиты. – 2021. – №4(41). – С. 33–39.

65. Сироджа, И.Б. Многокритериальная оптимизация в интеллектуальных системах поддержки принятия решений / И.Б. Сироджа, А.Я. Куземин, М.В. Штукин. – Текст : непосредственный // Реєстрація, зберігання і обробка даних, ІПРІ НАН України. – 2012. – Т. 14, № 2. – С. 106–115.

66. Солодков, Е.И. Применение FMEA-анализа для улучшения процесса градуировки электронных весов / Е.И. Солодков, С.В. Пономарев, А.Н. Жмаев, С.В. Миронов, А.А. Бушков. – Текст : непосредственный // Методы менеджмента качества. – 2004. – №8.

67. Сосунов, И.В. О системе независимой оценки рисков в области пожарной безопасности, гражданской обороны и защиты населения и территорий от чрезвычайных ситуаций природного и техногенного характера в Российской Федерации / И.В. Сосунов // Технологии техносферной безопасности. 2007. – URL: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2007-4/01-04-07.ttb.pdf> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

68. Статистический ежегодник Вьетнама в 2021 г. – Ханой: ГСО СРВ, 2022. – 1058 с. – Текст : непосредственный.

69. Терехов, В.И. Моделирование решений по предотвращению и ликвидации чрезвычайных ситуаций в компьютерных технологиях обучения на основе вычислительного интеллекта / В.И. Терехов, И.М. Тетерин // Технологии техносферной безопасности. 2006. – URL: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2006-4/21.ppt.06.pdf> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

70. Тетерин, И.М. Основные положения государственной политики обеспечения безопасности, защиты населения и территорий от ЧС природного и техногенного характера / И.М. Тетерин // Технологии техносферной безопасности. 2006. – URL: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2006-2/07.ppt.06.pdf> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

71. Тетерин, И.М. Проблемы оценки ожидаемого риска и опасностей техногенного характера / И.М. Тетерин // Технологии техносферной безопасности.

2005. – URL: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2005-1/01-01-05.ttb.pdf> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

72. Тимофеев, С.С. Управление техногенными рисками в электроэнергетике как особый вид менеджмента / С.С. Тимофеев. – Текст : непосредственный // Техносферная безопасность в XXI веке. – Иркутск: Издательство Иркутского государственного технического университета, 2013. – С. 13–31.

73. Тимофеева, С.С. Социальные, экономические и экологические последствия пожаров в муниципальных центрах Сибирского федерального округа: анализ, оценка, прогноз: Монография / С.С. Тимофеева. – М.: Иркутск: Аспринт, 2010. – 169 с. – Текст : непосредственный.

74. Тимофеева, С.С. Сравнительный анализ последствий чрезвычайных ситуаций, связанных с пожарами, в крупных городах Социалистической республики Вьетнам / С.С. Тимофеева, В.В. Гармышев, В.Х. Чыонг. – Текст : непосредственный // XXI век. Техносферная безопасность. – 2016. – Т. 1, № 4. – С. 107–117.

75. Топольский, Н.Г. Нейросетевое моделирование эффективности реагирования на чрезвычайные ситуации в многоуровневой системе управления / Н.Г. Топольский, С.Ю. Бутузов, В.Я. Вилисов, В.Л. Семиков // Технологии техносферной безопасности. 2021. – URL: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2021-2/06-02-21.ttb.pdf> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

76. Третьяков, Н.П. Применение кластерного анализа к мировой статистике пожаров / Н.П. Третьяков // Технологии техносферной безопасности. 2009. – URL: <http://agps-2006.narod.ru/ttb/2009-2/08-02-09.ttb.pdf> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

77. Федеральный закон от 21.12.1994 № 69-ФЗ (ред. от 14.07.2022) «О пожарной безопасности». – URL: <https://base.garant.ru/10103955/> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

78. Федеральный закон от 22.07.2008 № 123-ФЗ (ред. от 25.12.2023) «Технический регламент о требованиях пожарной безопасности». – URL:

<https://base.garant.ru/12161584/> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.

79. Хабаров, С.П. Интеллектуальные информационные системы: Учебное пособие / С.П. Хабаров. – СПб.: СПбГЛТУ, 2013. – 138 с. – Текст : непосредственный.

80. Хабибулин, Р.Ш. Организация проведения профилактических мероприятий с использованием экспертных систем производственного типа / Р.Ш. Хабибулин, И.С. Трубников, Н.Ю. Зуев, М.Ю. Терехов, Д.П. Овчинников. – Текст : непосредственный // Материалы международной научно-технической конференции «Системы безопасности-2018» / Под общей редакцией д-ра техн. наук, профессора Топольского Н.Г. – М.: Академия ГПС МЧС России, 2018. – 336 с.

81. Чьонг, В.Х. Оценка пожарной опасности административно-территориальных единиц Вьетнама / В.Х. Чьонг, Н.Л. Присяжнюк. – Текст : непосредственный // Пожары и чрезвычайные ситуации: предотвращение, ликвидация. – 2022. – № 3. – С. 90–98. – DOI 10.25257/FE.2022.3.90-98. – EDN BMTWCT.

82. Шевчук, А.П. Количественная оценка пожарного риска / А.П. Шевчук, В.И. Присадков. – Текст : непосредственный // Юбилейный сборник трудов Всероссийского научно-исследовательского института противопожарной обороны. – М.: ВНИИПО МВД России, 1997. – С. 259–268.

83. Agrawal, R. Fast algorithms for mining association rules / R. Agrawal, R. Srikant // Proceedings of the international joint conference on very large data bases. Santiago Chile. –1994. – Vol. 1215. – Pp. 487–499.

84. Agrawal, R. Mining association rules between sets of items in large databases / R. Agrawal, T. Imieliński, A. Swami // ACM SIGMOD record, ACM. – 1993. – Vol. 22. – Pp. 207–216.

85. Anderson, J. Эффективное применение COSO в модели трех линий защиты / J. Anderson, Gina Eubanks. – The Institute of Internal Auditors. Комитет спонсорских организаций комиссии Тредуэя (COSO), 2015.

86. Annor-Antwi, A. Application of Artificial Intelligence in Forecasting: A Systematic Review / A. Annor-Antwi, A.M. Ayman, Al-Dherasi, Yang Chunting // International Journal of Computer Applications. – 2019. – Vol. 177. – No. 26.
87. Avdeenko, A.M. Absolute Adviser or stochastic model of trade on the ‘heavy tails’ of distributions / A.M. Avdeenko // Journal of Mathematical Finance. – 2013. – Vol. 3(2). – P. 268–274.
88. Bourdev, L. Poselets: Body part detectors trained using 3d human pose annotations / L. Bourdev, J. Malik // In International Conference on Computer Vision (ICCV), 2009.
89. Cai, H. The crossdepiction problem: Computer vision algorithms for recognising objects in artwork and in photographs / H. Cai, Q., Wu, T. Corradi, P. Hall // arXiv. – 2015. preprint arXiv:1505.00110.
90. Dalal, N. Histograms of oriented gradients for human detection / N. Dalal, B. Triggs // Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference. – Vol. 1. – P. 886–893.
91. Das, A. Rapid association rule mining / A. Das, W.-K. Ng, Y.-K. Woon // Proceedings of the tenth international conference on Information and knowledge management. – 2001. – Pp. 474–481.
92. Da’u, A. Recommendation system based on deep learning methods: a systematic review and new directions / A. Da’u, N. Salim // Artif Intell, 2015.
93. Dean, T. Fast, accurate detection of 100,000 object classes on a single machine / T. Dean, M. Ruzon, M. Segal, J. Shlens, S. Vijayanarasimhan, J. Yagnik, et al. // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2013. – P. 1814–1821. IEEE, 2013.
94. Dua, Su. Data mining and machine learning in cybersecurity / Su Dua, X. Du, 2016.
95. Dupond, S. A thorough review on the current advance of neural network structures / S. Dupond // Annu Rev Control. – 2019. – Vol. 14. – P. 200–30.

96. Ester, M. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise / M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, X. Xiaowei // *Kdd.* –1996. – Vol. 96. – P. 226–31.
97. Fire Loss in the United States During 2022. Shelby Hall, November 2023. National Fire Protection Association (NFPA). – URL: <https://www.nfpa.org/education-and-research/research/nfpa-research/fire-statistical-reports/fire-loss-in-the-united-states> (дата обращения: 01.03.2025). – Текст : электронный.
98. Goodfellow, I. Deep learning / I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, Y. Bengio. – Cambridge: MIT press, 2016.
99. Goodfellow, I. Generative adversarial nets / I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, X. Bing, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio // *Advances in neural information processing systems.* – 2014. – Pp. 2672–2680.
100. Han, J. Mining frequent patterns without candidate generation / J. Han, J. Pei, Y. Yin // *ACM Sigmod Record.* – 2000. – Vol. 29. – P. 1–12.
101. Hinton, G.E. Deep belief networks / G.E. Hinton // *Scholarpedia.* – 2009. – Vol. 4(5). – Pp. 5947.
102. Hotelling, H. Analysis of a complex of statistical variables into principal components / H. Hotelling // *J Educ Psychol.* – 1933. – Vol. 24(6). – Pp. 417.
103. Jain, A. Data Clustering: A Review / A. Jain, M. Murty, P. Flynn // *ACM Computing Surveys.* – 1999. – Vol. 31, no. 3.
104. Jing, Xin. Fire risk analysis of residential buildings based on scenario clusters and its application in fire risk management / Xin Jing, Chongfu Huanga // *Fire Safety Journal.* – Vol. 62. – Part A, November 2013. – P. 72–78.
105. Kaufman, L. Finding groups in data / L. Kaufman, P.J. Rousseeuw // *An introduction to cluster analysis.* – 2009. – Vol. 344.
106. Kohonen, T. The self-organizing map / T. Kohonen // *Proc IEEE.* – 1990. – Vol. 78(9). – Pp. 1464–80.
107. Le Cun Y. Gradient-based learning applied to document recognition / Y. Le Cun, L. Bottou, Y. Bengio, P. Haffner // *Proc IEEE.* – 1998. – Vol. 86(11). – P. 2278–324.

108. Li Deng. A tutorial survey of architectures, algorithms, and applications for deep learning / Li Deng // *APSIPA Trans Signal Inf Process.* – 2014. – Vol.3. – P. 20.
109. MacQueen, J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations / J. MacQueen // *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability.* – 1967. – Vol 1. – P. 281–297.
110. Mandic, D. Recurrent neural networks for prediction: learning algorithms, architectures and stability / D. Mandic, J. Chambers. – New York: Wiley; 2001.
111. Marlin, B. Inductive principles for restricted boltzmann machine learning / B. Marlin, K. Swersky, B. Chen, N. Freitas // *Proceedings of the thirteenth international conference on artificial intelligence and statistics. JMLR Workshop and Conference Proceedings.* – 2010. – Pp. 509–516.
112. Park, H.-S. A simple and fast algorithm for k-medoids clustering / H.-S. Park, C.-H. Jun // *Expert Syst Appl.* – 2009. – Vol. 36(2). – P. 3336–41.
113. Pearson, K. Liii. on lines and planes of closest fit to systems of points in space / K. Pearson // *Lond Edinburgh Dublin Philos Mag J Sci.* – 1901. – Vol. 2(11). – P. 559–72.
114. Pedregosa, F. Scikit-learn: machine learning in python / F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg // *J Mach Learn Res.* – 2011. – Vol. 12. – P. 2825–30.
115. Polovinkina, A.I. Economic mechanisms of increasing the level of fire safety / A.I. Polovinkina // *Proceedings of the 15th International Conference on Systems Science. Wroclaw, Poland.* – 2004. – Vol. III. – C. 426–429.
116. Sarker, I.H. Abc-ruleminer: user behavioral rule-based machine learning method for context-aware intelligent services / Iqbal H. Sarker, A.S.M. Kayes // *J Netw Comput Appl.* – 2020. – Vol. 10. – Pp. 2762.
117. Sarker, I.H. AI-Based Modeling: Techniques, Applications and Research Issues Towards Automation, Intelligent and Smart Systems / Iqbal H. Sarker // *SN Computer Science.* – 2022. – Vol. 3. – P. 158.

118. Sarker, I.H. Behavdt: a behavioral decision tree learning to build user-centric context-aware predictive model / I.H. Sarker, A. Colman, J. Han, A.I. Khan, Y.B. Abushark, K. Salah // *Mob Netw Appl.* – 2019. – Vol. 20. – P. 1–11.
119. Sarker, I.H. Deep learning: a comprehensive overview on techniques, taxonomy, applications and research directions / I.H. Sarker // *SN Comput Sci.* – 2021. – Vol. 2(6). – P. 1–20.
120. Sarker, I.H. Individualized timeseries segmentation for mining mobile phone user behavior / I.H. Sarker, A. Colman, M.A. Kabir, J. Han // *SN Comput Sci.* – 2022. – P. 20–25.
121. Sarker, I.H. Machine learning: algorithms, real-world applications and research directions / I.H. Sarker // *SN Comput Sci.* – 2021. – Vol. 2(3). – P. 1–21.
122. Sarker, I.H. Mobile data science and intelligent apps: concepts, AI-based modeling and research directions / I.H. Sarker, M.M. Hoque, M.K. Uddin, T. Alsanoosy // *Mobile Netw Appl.* – 2020. – Vol. 20. – Pp. 1–19.
123. Sneath, P.H.A. The application of computers to taxonomy / P.H.A. Sneath // *J. Gener Microbiol.* – 1957. – Vol. 17. – P. 1.
124. Sorensen, Th. Method of establishing groups of equal amplitude in plant sociology based on similarity of species / Th. Sorensen // *Biol Skr.* – 1948. – Vol. 5. – P. 20.
125. Zaki, M.J. Scalable algorithms for association mining / M.J. Zaki // *IEEE Trans Knowl Data Eng.* – 2000. – Vol. 12(3). – P. 372–90.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

(Обязательное)

**Программы кластерного и корреляционного анализа в трехмерном
пространстве**

1) Подпрограмм 1 - За 2d и 3d

визуализацию отвечали фрагменты кода:

```
def visualisation_3d(cluster_content):
    ax = plt.axes(projection="3d")
    plt.xlabel("x")
    plt.ylabel("y")
    k = len(cluster_content)
    for i in range(k):
        x_coordinates = []
        y_coordinates = []
        z_coordinates = []
        for q in range(len(cluster_content[i])):
            x_coordinates.append(cluster_content[i][q][0])
            y_coordinates.append(cluster_content[i][q][1])
            z_coordinates.append(cluster_content[i][q][2])
        ax.scatter(x_coordinates,
                  y_coordinates, z_coordinates)
        plt.show()

def visualisation_2d(cluster_content):
    k = len(cluster_content)
    plt.grid()
    plt.xlabel("x")
    plt.ylabel("y")
    print (' коэффициенты корреляции
для каждого кластера')
    for i in range(k):
        x_coordinates = []
        y_coordinates = []
        for q in range(len(cluster_content[i])):
            x_coordinates.append(cluster_content[i][q][0])
            y_coordinates.append(cluster_content[i][q][1])
```

```
print ( "количество точек в
кластере ", len(cluster_content[i]) )
print
(statistics.correlation(x_coordinates,
y_coordinates))
plt.scatter(x_coordinates,
y_coordinates)
plt.show()
```

2) Подпрограмм 2 - Использовались стандартные импорты среды Python: matplotlib, numpy, statistics (части кода оконного интерфейса приведен).

```
root = Tk()
root.title("Corr")
root.minsize(width=200,height=100)
root.maxsize(width=200,height=100)
lab1 = Label(root , text="adress",
font="Arial 10", fg="blue" )
lab1.place(x=70, y=5)
ent = Entry(root ,width=14)
ent.place(x=50, y=25)
but = Button(root,
text="Create",width=15,height=2,
bg="white",fg="blue")
but.place(x=35, y=55)
def Cl_(event):
    c=ent.get()
    dataframe = pd.read_excel(c,names =[
"population", "fires","deaths","prev_1",
"prev_2", "prev_3" ] )
    print(dataframe.corr())
    sns.heatmap(dataframe.corr())
    plt.figure(figsize=(8, 12))
    heatmap = sns.heatmap(dataframe.corr()[['deaths']].sort_v
alues(by='deaths', ascending=False), vmin=-1,
vmax=1, annot=True, cmap='BrBG')
    heatmap.set_title('Correlating',
fontdict={'fontsize':8}, pad=8)
    plt.show()
but.bind("<Button-1>",Cl_)
root.mainloop()
```

3) Программа - доверительный интервал коэффициента корреляции для заданного количества точек при заданном уровне риска:

```

r=input('Введите коэффициент корреляции
')
N=input('Введите количество точек ')
n=eval(N)
r=eval(r)
alpha=input('Введите уровень риска ')
alpha=eval(alpha)
def r_to_z(r):
    return math.log((1 + r) / (1 - r)) / 2.0
def z_to_r(z):
    e = math.exp(2 * z)
    return((e - 1) / (e + 1))

def r_confidence_interval(r, alpha, n):
    z = r_to_z(r)
    se = 1.0 / math.sqrt(n - 3)
    z_crit = stats.norm.ppf(1 - alpha/2)
    lo = z - z_crit * se
    hi = z + z_crit * se
    return (z_to_r(lo), z_to_r(hi))
print('Интервал значимости с риском ',
alpha, " ", r_confidence_interval( r, alpha, n))
D=input('Хотите завершить работу? , Y/N
')
if D == "Y":    try:
                raise SystemExit
            finally:
                print("Работа завершена")

```

4) Реализация алгоритма КА на плоскости и построения сплайн-аппроксимаций линий уровня в пакете seaborn:

```

addres=input('Введите данные для анализа
')
addres='171819_11n.xls'
rb = pd.ExcelFile(addres)
xlrd.open_workbook(addres,formatting_info=True)
sheet = rb.sheet_by_index(0)
names=[]
M=input('Введите число колонок ')
for k in range(eval(M)):
    g=input('Введите названия колонок ')
    names.append(g)
A=input('Введите название качественной
переменной ')
X=input('Введите название первой
количественной переменной ')
Y=input('Введите название второй
количественной переменной ')

```

```

for rownum in range(sheet.ncols):
    names.append(str(rownum))
names=['Тип','Население','Гибель/Профила
ктика', 'Пожары/Профилактика',
'Гибель/Население' ]
dataframe = pd.DataFrame(sheet.values,
                           columns=names)
N=len(dataframe.columns)
print(dataframe)
g=sns.pairplot(dataframe,kind="kde",
hue="Тип", x_vars=['Население'],
y_vars=['Гибель/Профилактика',
'Пожары/Профилактика' ])
g=sns.kdeplot(data=dataframe,
x='Население', y='Гибель/Профилактика',
hue="Тип",fill=True)
g=sns.kdeplot(data=dataframe,
x='Население', y='Гибель/Профилактика',
hue="Тип",levels=8, thresh=0.3 )
g=sns.kdeplot(data=dataframe,
x='Население', y='Гибель/Профилактика',
hue="Тип", palette="crest",alpha=0.99,
linewidth=2 ,levels=4, thresh=0.1 )
kind="kde"
g=sns.kdeplot(data=dataframe, x=X, y= Y,
hue=A, palette="crest", )
sns.set_context(rc={"lines.linewidth":2})
sns.color_palette("crest" )
sns.kdeplot(
    data=tips, x="total_bill", hue="size",
    fill=True, common_norm=False,
    palette="crest",
    alpha=.5, linewidth=0)
sns.kdeplot(data=dataframe,
x='Гибель/Профилактика', hue="Тип",
palette="crest",
alpha=.5, linewidth=3)
plt.show()

```

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

(Обязательное)

**Программы оценки эффективности профилактических мероприятий и
прогноза пожарных рисков на основе нейросетевых моделей**

```

import xldr, xlwt
import time
import sys
import neuro2_1
import neuro23
import prediction3
import neuro6
import neuro2_13
def PW():
    result = time.localtime()

s=((2*result.tm_year+(result.tm_mon)*3)*1372864
57)%63250
pw= input ('Введите пароль ')
if s != eval(pw):
    try:
        raise SystemExit
    finally:
        print("Пароль не верен")
PW()
print("Вас приветствует система ИИ
Fire_Neural_Network1.0.4")
def Loop():
    D=input('Обучение - L, Прогноз - P ,
Выход - E ')
    if D=='L':
        D1=input('Классификационная задача
- CI , количественная задача V, большая
нейронная сеть - BNN, классификация с
кластеризацией - CI_C ')
        if D1=="V":
            neuro23.G()
        if D1=="BNN":
            neuro6.G()
        if D1=="CI":
            neuro2_1.G()
        if D1=="CI_C":
            neuro2_13.G()
        r = input("Хотите продолжить? ,
Y / N ")
        if r == "Y" :
            Loop()
        if r == "n":
            try:
                raise SystemExit
            finally:
                print("Работа завершена")
        if D == "P" :
            D1=input('Классификационная задача
- CI или CI_C, количественная - V, большая
нейронная сеть - BNN ')
            if D1=="V":
                prediction3.H1()
            if D1=="BNN":
                prediction3.H()

```

```

        if D1=="CI" or "CI_C":
            prediction3.H2()
        r = input("Хотите продолжить? , Y /
N ")
        if r == "Y" :
            Loop()
        if r == "n":
            try:
                raise SystemExit
            finally:
                print("Работа завершена")
        if D == "E":
            try:
                raise SystemExit
            finally:
                print("Работа завершена")
        Loop()
    Loop()
Модули
Neuro2_1
import pandas as pd
import xldr, xlwt
import random
import numpy as np
import keras
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import
train_test_split
from tensorflow.random import set_seed
import sys
#import pydot
#import graphviz
from keras import optimizers
import os
# Все параметры градиентов будут
обрезаны до максимальной нормы от 1.
#sgd = optimizers.SGD(lr=0.01,
clipnorm=1.)
from keras.utils.vis_utils import plot_model
# Все параметры градиентов будут
обрезаны до максимального значения 0.5 и
минимального значения -0.5.
#sgd = optimizers.SGD(lr=0.01,
clipvalue=0.5)
# при передаче оптимизатора по имени:
будут использоваться параметры по умолчанию
#model.compile(loss='mean_squared_error',
optimizer='sgd')
#При указании функции потерь можно
употреблять следующие псевдонимы:
os.environ["PATH"] += os.pathsep +
'C:/Program Files/Graphviz/bin/'
#mse = MSE = mean_squared_error
#mae = MAE = mean_absolute_error

```

```

#mape = MAPE =
mean_absolute_percentage_error
#msle = MSLE =
mean_squared_logarithmic_error
#kld = KLD = kullback_leibler_divergence
#cosine = cosine_proximity
def get_unique_numbers(numbers):
    unique = []
    for number in numbers:
        if number in unique:
            continue
        else:
            unique.append(number)
    return unique
def utils_nn_config(model):
    lst_layers = []
    if "Sequential" in str(model): #->
Sequential doesn't show the input layer
        layer = model.layers[0]
        lst_layers.append({"name": "input",
"in":int(layer.input.shape[-1]), "neurons":0,
"out":int(layer.input.shape[-1]), "activation":None,
"params":0, "bias":0})
        for layer in model.layers:
            try:
                dic_layer = {"name":layer.name,
"in":int(layer.input.shape[-1]),
"neurons":layer.units,
"out":int(layer.output.shape[-1]), "activation":layer.get_config()["activation"],
"params":layer.get_weights()[0],
"bias":layer.get_weights()[1]}
            except:
                dic_layer = {"name":layer.name,
"in":int(layer.input.shape[-1]), "neurons":0,
"out":int(layer.output.shape[-1]), "activation":None,
"params":0, "bias":0}
            lst_layers.append(dic_layer)
    return lst_layers
def visualize_nn(model, description=False,
figsize=(12,12)):
    ## get layers info
    lst_layers = utils_nn_config(model)
    layer_sizes = [layer["out"] for layer in
lst_layers]
    ## fig setup
    fig = plt.figure(figsize=figsize)
    ax = fig.gca()
    ax.set(title=model.name)
    ax.axis('off')
    left, right, bottom, top = 0.1, 0.9, 0.1, 0.9
    x_space = (right-left) /
float(len(layer_sizes)-1)
    y_space = (top-bottom) /
float(max(layer_sizes))
    p = 0.025
    ## nodes
    for i,n in enumerate(layer_sizes):
        top_on_layer = y_space*(n-1)/2.0 +
(top+bottom)/2.0
        layer = lst_layers[i]
        color = "green" if i in [0,
len(layer_sizes)-1] else "blue"
        color = "red" if (layer['neurons'] == 0)
and (i > 0) else color
        ### add description
        if (description is True):
            d = i if i == 0 else i-0.5
            if layer['activation'] is None:
                plt.text(x=left+d*x_space, y=top,
fontsize=10, color=color, s=layer["name"].upper())
            else:
                plt.text(x=left+d*x_space, y=top,
fontsize=10, color=color, s=layer["name"].upper())
                plt.text(x=left+d*x_space, y=top-p,
fontsize=10, color=color, s=layer['activation']+(")
                plt.text(x=left+d*x_space, y=top-
2*p, fontsize=10, color=color,
s="Σ"+str(layer['in'])+"[X*w]+b")
                out = " Y" if i == len(layer_sizes)-
1 else " out"
                plt.text(x=left+d*x_space, y=top-
3*p, fontsize=10, color=color, s=")
"+str(layer['neurons']+out)
        ### circles
        for m in range(n):
            color = "limegreen" if color ==
"green" else color
            circle =
plt.Circle(xy=(left+i*x_space, top_on_layer-
m*y_space-4*p), radius=y_space/4.0, color=color,
ec='k', zorder=4)
            ax.add_artist(circle)
            ### add text
            # if i == 0:
                #plt.text(x=left-4*p,
y=top_on_layer-m*y_space-4*p, fontsize=10,
s=r'$X_{'+str(m+1)+'}$')
            #elif i == len(layer_sizes)-1:
                #plt.text(x=right+4*p,
y=top_on_layer-m*y_space-4*p, fontsize=10,
s=r'$y_{'+str(m+1)+'}$')
            #else:
                #plt.text(x=left+i*x_space+p,
y=top_on_layer-
m*y_space+(y_space/8.+0.01*y_space)-4*p,
fontsize=10, s=r'$H_{'+str(m+1)+'}$')
    ## links

```

```

        for i, (n_a, n_b) in
enumerate(zip(layer_sizes[:-1], layer_sizes[1:])):
            layer = lst_layers[i+1]
            color = "green" if i == len(layer_sizes)-2
else "blue"
            color = "red" if layer['neurons'] == 0
else color
            layer_top_a = y_space*(n_a-1)/2. +
(top+bottom)/2. -4*p
            layer_top_b = y_space*(n_b-1)/2. +
(top+bottom)/2. -4*p
            for m in range(n_a):
                for o in range(n_b):
                    line = plt.Line2D([i*x_space+left,
(i+1)*x_space+left],
                    [layer_top_a-
m*y_space, layer_top_b-o*y_space],
                    c=color, alpha=0.5)
                    if layer['activation'] is None:
                        if o == m:
                            ax.add_artist(line)
                    else:
                        ax.add_artist(line)
            plt.show()
def G():
    from tensorflow.random import set_seed
    addres=input('Введите входные
переменные для системы ИИ ')
    #addres='171819_13n.xls'
    rb =
xlrd.open_workbook(addres,formatting_info=True)
    sheet = rb.sheet_by_index(0)
    names=[]
    for rownum in range(sheet.ncols):
        names.append(str(rownum))
    dataframe =
pd.read_excel(addres,names=names )

unique_numbers=get_unique_numbers(dataframe[n
ames[0]])
    N=len(dataframe.columns)
    print( unique_numbers )
    dataframe=dataframe[dataframe[names[N-
1]]!=0 ]

dataframe=dataframe.sort_values(by=names[N-1])
    N=len(dataframe.columns)
    names1=[]
    for rownum in range(N-1):
        names1.append(str(rownum))
    features=dataframe[names1]
    #print (features )
    type_b=input( 'Наличие или отсутствие
качественных переменных на входе, Y-
имеются, N- отсутствуют ' )
    #type_b="Y"

```

```

        if type_b=="Y":
db=pd.get_dummies(features[names1[0]])
            features= features.drop(columns=str(0)
)
            features = pd.concat([db, features],
axis=1, join='inner')
            type_t=input( 'Наличие или отсутствие
качественных переменных на выходе, Y-
имеются, N- отсутствуют ' )
            rt=[]
            if type_t=="Y":
                target =
pd.get_dummies(dataframe[str(N - 1)])
                Q=len( target.axes[1])
            else:
                Q=input("Введите количество классов
")
                Q=eval(Q)
                df=dataframe
                for i in range ( len(df)):
                    for k in range (Q):
                        if
k*int(len(df)/Q)<=i<(k+1)*int(len(df)/Q):
                            rt.append( 'level_'+ str(k) )
                            for i in range ( (len(df))%Q):
                                rt.append( 'level_'+ str(Q-1))
                                for k in range(Q-1):
                                    a=df[str(N-1)].loc[df.index[
k*int(len(df)/Q)]]
                                    b=df[str(N-1)].loc[df.index[
(k+1)*int(len(df)/Q)]]
                                    print( 'level_'+ str(k)," ",a," ",b )
                                    print( 'level_'+ str(Q-1)," ",b," ",df[
str(N - 1) ].max() )
                                target=
pd.DataFrame(data=rt,
columns=["T"])
                                target = pd.get_dummies(target["T"])
                                neuro_n=input( 'Введите количество
нейронов во внутреннем слое ')
                                neuro_n=eval( neuro_n )
                                epochs_=input( 'Введите количество
эпох обучения ' )
                                epochs_=eval(epochs_)
                                X_train, X_test, y_train, y_test =
train_test_split(features, target,test_size=0.3,
random_state=0, shuffle=True, stratify=target)
                                set_seed(2)
                                inputs =
keras.Input(shape=X_train.shape[1])
                                #print('X_test', X_test)
                                hidden_layer =
keras.layers.Dense(neuro_n, activation='relu')(
inputs)

```

```

        #hidden_layer = keras.layers.Dense(4,
activation="relu")( hidden_layer)
        output_layer = keras.layers.Dense(Q,
activation="softmax")(hidden_layer)
        model = keras.Model(inputs=inputs,
outputs=output_layer)
        model.summary()
        #keras.optimizers.RMSprop(learning_rate=0.
001, rho=0.9)
        #keras.optimizers.Adagrad(learning_rate=0.0
1)
        #keras.optimizers.Adadelta(learning_rate=1.
0, rho=0.95)

#keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.001,
beta_1=0.9, beta_2=0.999, amsgrad=False)
        #keras.optimizers.Adamax(learning_rate=0.0
02, beta_1=0.9, beta_2=0.999)
        #
keras.optimizers.Nadam(learning_rate=0.002,
beta_1=0.9, beta_2=0.999)
        #keras.optimizers.SGD(learning_rate=0.01,
momentum=0.0, nesterov=False)
        #-----
-----

        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.CategoricalCrossentropy())#
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.mse)#
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.mae)#
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.mape)#!
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.msle)#
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.squared_hinge)#верхняя катег гр
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.hinge)#
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.hinge)#
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.categorical_hinge)#!
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.categorical_crossentropy)
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.sparse_categorical_crossentropy)
#&???
        #
        model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.binary_crossentropy)#
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.kullback_leibler_divergence)#
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.poisson)#
        #model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.CosineProximity??

```

```

        #
        model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.CategoricalCrossentropy(axis=-
1))#разреженная

optimizer=keras.optimizers.SGD(learning_rate=0.0
1, momentum=0.0,clipnorm=1 , nesterov=False)
        model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.CategoricalCrossentropy())#
        history = model.fit(X_train, y_train,
epochs=epochs_)
        sns.lineplot(x=history.epoch,
y=history.history['loss'])
        y_pred = model.predict(X_test)
        prediction = pd.DataFrame(y_pred,
columns=target.columns)
        print(prediction )
        pretrained_predicted_species =
prediction.idxmax(axis="columns")
        print ("Тестовые предсказания")
        plot_model(model,
to_file='model_plot3.png', show_shapes=True,
show_layer_names=True)
        plt.show()
        print(pretrained_predicted_species.values)
        plot_model(model,to_file='model.png')
        P=0
        M=len(X_test )
        for k in range(M):
            for j in range( len(y_test.columns )):
                if
y_test.iloc[k][y_test.columns[j]]==1 and
pretrained_predicted_species[k]
==y_test.columns[j]:
                    P=P+1
                    cols = y_test.columns
                    print('Вероятность
                    правильной
                    классификации ', P/M)
                    V=input( 'Хотите визуализировать
                    нейронную сеть ?, Y - да, N - нет ' )
                    if V=="Y":
                        visualize_nn(model, description=True,
figsize=(12,12))
                        plt.show()
                        save=input('Хотите сохранить модель ?
Y- да, N- нет ' )
                        if save=="Y":
                            s=int((10**4)*random.random())
                            model.save('my_model'+ str (s))
                            print(' Сеть сохранена под названием
                            ',my_model'+str (s) )
                            if type_b=="Y":
                                with open('my_model'+ str
(s)+'listfile.txt', 'w') as filehandle:
                                    filehandle.writelines("%s\n"
%
place for place in unique_numbers)
                                else:

```

```

next = input("Продолжить?Y/N\t")
if next.lower() == "y":
    next = True
elif next.lower() == "n":
    try:
        raise SystemExit
    finally:
        print("Работа завершена")

neuro23
import pandas as pd
import xlrd, xlwt
import random
import keras
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
#from sklearn.model_selection import
train_test_split
from tensorflow.random import set_seed
import sys
from keras import optimizers
#import tensorflow as tf
import numpy as np
#from keras.datasets import mnist
#from keras.utils.np_utils import
to_categorical
#from keras.models import Sequential
#from keras.layers import Dense, Dropout,
Flatten, Conv2D, MaxPooling2D, Activation,
LeakyReLU
#from keras.layers.noise import
AlphaDropout
#from keras.utils.generic_utils import
get_custom_objects
#from keras import backend as K
#from keras.optimizers import Adam
#def gelu(x):
#return 0.5 * x * (1 + tf.tanh(tf.sqrt(2 /
np.pi) * (x + 0.044715 * tf.pow(x, 3))))
#get_custom_objects().update({'gelu':
Activation(gelu)})
def get_unique_numbers(numbers):
    unique = []
    for number in numbers:
        if number in unique:
            continue
        else:
            unique.append(number)
    return unique
def P( data,M):
    features=pd.DataFrame()
    features =data.sample()
    for k in range (M):
        features=pd.concat([features,
data.sample()], axis=0, join='inner')
    return features

```

```

def H(X,Q,type_b0):
    N=len(X.columns)
    names1=[]
    names2=[]
    for rownum in range(N-Q):
        names1.append(str(rownum))
    features=X[names1]
    if type_b0=='Y':
        db=pd.get_dummies(features[names1[0]])
        features= features.drop(columns=str(0)
)
        features = pd.concat([db, features],
axis=1, join='inner')
    else:
        features=features
    for rownum in range(N-Q,N):
        names2.append(str(rownum))
    target=X[names2]
    return(features, target )
def utils_nn_config(model):
    lst_layers = []
    if "Sequential" in str(model): #->
Sequential doesn't show the input layer
        layer = model.layers[0]
        lst_layers.append({"name": "input",
"in":int(layer.input.shape[-1]), "neurons":0,
"out":int(layer.input.shape[-
1]), "activation":None,
"params":0, "bias":0})
    for layer in model.layers:
        try:
            dic_layer = {"name":layer.name,
"in":int(layer.input.shape[-1]),
"neurons":layer.units,
"out":int(layer.output.shape[-
1]), "activation":layer.get_config()["activation"],
"params":layer.get_weights()[0],
"bias":layer.get_weights()[1]}
        except:
            dic_layer = {"name":layer.name,
"in":int(layer.input.shape[-1]), "neurons":0,
"out":int(layer.output.shape[-
1]), "activation":None,
"params":0, "bias":0}
        lst_layers.append(dic_layer)
    return lst_layers
def visualize_nn(model, description=False,
figsize=(12,12)):
    ## get layers info
    lst_layers = utils_nn_config(model)
    layer_sizes = [layer["out"] for layer in
lst_layers]
    ## fig setup
    fig = plt.figure(figsize=figsize)

```

```

ax = fig.gca()
ax.set(title=model.name)
ax.axis('off')
left, right, bottom, top = 0.1, 0.9, 0.1, 0.9
x_space = (right-left) /
float(len(layer_sizes)-1)
y_space = (top-bottom) /
float(max(layer_sizes))
p = 0.025
### nodes
for i,n in enumerate(layer_sizes):
    top_on_layer = y_space*(n-1)/2.0 +
(top+bottom)/2.0
    layer = lst_layers[i]
    color = "green" if i in [0,
len(layer_sizes)-1] else "blue"
    color = "red" if (layer['neurons'] == 0)
and (i > 0) else color
    ### add description
    if (description is True):
        d = i if i == 0 else i-0.5
        if layer['activation'] is None:
            plt.text(x=left+d*x_space, y=top,
fontsize=10, color=color, s=layer["name"].upper())
        else:
            plt.text(x=left+d*x_space, y=top,
fontsize=10, color=color, s=layer["name"].upper())
            plt.text(x=left+d*x_space, y=top-p,
fontsize=10, color=color, s=layer['activation']+" (")
            plt.text(x=left+d*x_space, y=top-
2*p, fontsize=10, color=color,
s="Σ"+str(layer['in'])+"[X*w]+b")
            out = " Y" if i == len(layer_sizes)-
1 else " out"
            plt.text(x=left+d*x_space, y=top-
3*p, fontsize=10, color=color, s=") =
"+str(layer['neurons'])+out)
    ### circles
    for m in range(n):
        color = "limegreen" if color ==
"green" else color
        circle =
plt.Circle(xy=(left+i*x_space, top_on_layer-
m*y_space-4*p), radius=y_space/4.0, color=color,
ec='k', zorder=4)
        ax.add_artist(circle)
    ### add text
    # if i == 0:
        #plt.text(x=left-4*p,
y=top_on_layer-m*y_space-4*p, fontsize=10,
s=r'$X_{'+str(m+1)+'}$')
        #elif i == len(layer_sizes)-1:
            #plt.text(x=right+4*p,
y=top_on_layer-m*y_space-4*p, fontsize=10,
s=r'$y_{'+str(m+1)+'}$')
        #else:

```

```

        #plt.text(x=left+i*x_space+p,
y=top_on_layer-
m*y_space+(y_space/8.+0.01*y_space)-4*p,
fontsize=10, s=r'$H_{'+str(m+1)+'}$')
        ## links
        for i, (n_a, n_b) in
enumerate(zip(layer_sizes[:-1], layer_sizes[1:])):
            layer = lst_layers[i+1]
            color = "green" if i == len(layer_sizes)-2
else "blue"
            color = "red" if layer['neurons'] == 0
else color
            layer_top_a = y_space*(n_a-1)/2. +
(top+bottom)/2. -4*p
            layer_top_b = y_space*(n_b-1)/2. +
(top+bottom)/2. -4*p
            for m in range(n_a):
                for o in range(n_b):
                    line = plt.Line2D([i*x_space+left,
(i+1)*x_space+left],
[layer_top_a-
m*y_space, layer_top_b-o*y_space],
c=color, alpha=0.5)
                    if layer['activation'] is None:
                        if o == m:
                            ax.add_artist(line)
                        else:
                            ax.add_artist(line)
            plt.show()
def G():
    addres=input('Введите входные
переменные для системы ИИ ')
    #addres='171819_13n.xls'
    rb =
xlrd.open_workbook(addres,formatting_info=True)
    sheet = rb.sheet_by_index(0)
    names=[]
    for rownum in range(sheet.ncols):
        names.append(str(rownum))
    dataframe =
pd.read_excel(addres,names=names)#
    unique_numbers=get_unique_numbers(dataframe[n
ames[0]])
    M=int(0.25*len( dataframe ))
    type_b=input( 'Введите количество
выходных переменных ')
    Q=eval(type_b )
    b0=input( 'Наличие или отсутствие
качественных переменных на входе, Y-
имеются, N- отсутствуют ')
    X=P( dataframe,M)
    X_test, y_test=H(X,Q,b0)
    X_train,y_train=H(dataframe,Q,b0 )
    neuro_n=input( 'Введите количество
нейронов во внутреннем слое ')

```

```

neuro_n=eval( neuro_n )
epochs_=input( 'Введите количество
эпох обучения ' )
epochs_=eval(epochs_)
set_seed(2)
inputs =
keras.Input(shape=X_train.shape[1])
target=y_train
#keras.activations.relu(x,alpha=0.0,
max_value=0.05, threshold=0.0)
#hidden_layer =
keras.layers.Dense(neuro_n,
activation=keras.layers.ReLU(max_value=0.015)
)(inputs)
hidden_layer =
keras.layers.Dense(neuro_n, activation='relu'
)(inputs)
#model.add(tf.keras.layers.Dense(2,
activation=tf.keras.layers.ReLU(max_value=1)))
Q1=input( 'Хотите добавить еще один
внутренний слой? Если Да, введите Y, если Нет,
введите N ' )
if Q1=='Y':
Q2=eval(input( 'Введите количество
нейронов в нем ' ))
hidden_layer = keras.layers.Dense(Q2,
activation="tanh")( hidden_layer)#
output_layer = keras.layers.Dense(Q,
activation="tanh")(hidden_layer)#
model = keras.Model(inputs=inputs,
outputs=output_layer)
else:
output_layer = keras.layers.Dense(Q,
activation="tanh")(hidden_layer)#
model = keras.Model(inputs=inputs,
outputs=output_layer)
model.summary()

optimizer=keras.optimizers.SGD(learning_rate=0.0
1, momentum=0.0,clipnorm=1., nesterov=False)
model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.mse)
history = model.fit(X_train, y_train,
epochs=epochs_)
sns.lineplot(x=history.epoch,
y=history.history['loss'])
y_pred = model.predict(X_test)
prediction = pd.DataFrame(y_pred,
columns=target.columns)
plt.show()
d=[]
for j in range(len(y_test.columns )):
S=0
U=0
Z=[]
for k in range( M):

```

```

U=U+(y_test.iloc[k][y_test.columns[j]]) /M
for k in range( M):
V= (y_test.iloc[k][y_test.columns[j]]-
prediction.iloc[k][y_test.columns[j]] )**2
if
abs(y_test.iloc[k][y_test.columns[j]])!=0:
A=(V**0.5)/abs(y_test.iloc[k][y_test.columns[j]])
else:
A=(V**0.5)/abs(U)
S=S+A/M
Z.append(A)
num_var = pd.Series(Z, name =
"relative error")
sns.histplot(data = num_var, kde =
True)
plt.show()
d.append(S)
print ("Средняя относительная
ошибка предсказания pred_",str(j) ," ",d[j] )
V=input( 'Хотите визуализировать
нейронную сеть ?, Y - да, N - нет ' )
if V=="Y":
visualize_nn(model, description=True,
figsize=(12,12))
plt.show()
save=input('Хотите сохранить модель ?
Y- да, N- нет ' )
if save=='Y':
s=int((10**4)*random.random())
model.save('my_model_1'+ str (s))
print(' Сеть сохранена под названием
',my_model_1'+str (s) )
if b0=='Y':
with open('my_model_1'+ str
(s)+'listfile.txt', 'w') as filehandle:
filehandle.writelines("%s\n" %
place for place in unique_numbers)

```

3. predication3

```

import prediction
import neurolab as nl
import pandas as pd
import random
import openpyxl
import keras
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import sys
import seaborn as sns
def H():
X_train,adres1,Q=prediction.G()
nmp=X_train#
M=len(nmp)

```

```

print(address1, 'Для BNN должно быть
my_model_2' )
newnet = nl.load(address1)
Y= newnet.sim(nmp)
Z=pd.DataFrame(data=Y)
print('Прогноз ',Z)
save=input('Хотите сохранить
результаты? Y- да, N- нет ' )
if save=='Y':
    s=int((10**4)*random.random())
    Z.to_excel(str(s) +'prediction_2.xls' )
    print('Результаты сохранены под
названием ',str(s) +'prediction_2.xls' )
#H()
def H1():
    X_train,address1,Q=prediction.G()
    columns=[]
    for i in range(Q):
        columns.append( str(i))
    #print( address1 )
    pretrained_model =
keras.models.load_model(address1)
    y_pretrained_pred =
pretrained_model.predict(X_train)
    pretrained_prediction =
pd.DataFrame(y_pretrained_pred, columns=
columns )
    print( pretrained_prediction )
    save=input('Хотите сохранить
результаты? Y- да, N- нет ' )
    if save=='Y':
        s=int((10**4)*random.random())
        pretrained_prediction.to_excel(str(s)
+'prediction_1.xls' )
        print('Результаты сохранены под
названием ',str(s) +'prediction_1.xls' )
    def H2():
        X_train,address1,Q=prediction.G()
        columns=[]
        for i in range(Q):
            columns.append( str(i))
        #print( address1 )
        pretrained_model =
keras.models.load_model(address1)
        y_pretrained_pred =
pretrained_model.predict(X_train)
        pretrained_prediction =
pd.DataFrame(y_pretrained_pred, columns=
columns )
        print( pretrained_prediction )
        pretrained_predicted_species =
pretrained_prediction.idxmax(axis="columns")
        def addlabels(x,y):
            for i in range(len(x)):
                plt.text(i, y[i]/2, y[i], ha = 'center')
        def plot_value_array(i, predictions_array):
            predictions_array = predictions_array[i]
            plt.grid(False)
            x=columns
            y=predictions_array
            thisplot=plt.bar(x, y)
            addlabels(x, y)
            plt.xlabel("Классы")
            plt.ylabel("Вероятность
принадлежности к классам")
            predicted_label =
np.argmax(predictions_array)
            plt.title('Классификация')
            thisplot[predicted_label].set_color('red')
            plt.show()
            for k in range(len( y_pretrained_pred )):
                plot_value_array(k, y_pretrained_pred)
            plt.show()
            save=input('Хотите сохранить
результаты? Y- да, N- нет ' )
            if save=='Y':
                s=int((10**4)*random.random())
                pretrained_prediction.to_excel(str(s)
+'prediction.xls' )
                print('Результаты сохранены под
названием ',str(s) +'prediction.xls' )

4.neuro6
from statistics import mean
import neurolab as nl
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import xlrd, xlwt
import pandas as pd
import seaborn as sns
import random
def P( data,M):
    features=pd.DataFrame()
    features =data.sample()
    for k in range (M):
        features=pd.concat([features,
data.sample()], axis=0, join='inner')
    return features
def H(X,Q,type_b0):
    N=len(X.columns)
    names1=[]
    names2=[]
    for rownum in range(N-Q):
        names1.append(str(rownum))
    features=X[names1]
    if type_b0=='Y':
        #unique_numbers=get_unique_numbers(features[names1[0]])
        db=pd.get_dummies(features[names1[0]])

```

```

        features= features.drop(columns=str(0)
)
        features = pd.concat([db, features],
axis=1, join='inner')
        else:
            features=features
            for rownum in range(N-Q,N):
                names2.append(str(rownum))
                target=X[names2]
                return(features, target )
def min_1(X,k ):
    S=[]
    for i in range(0,len(X)):
        S.append(X[i][k])
    Smin=min(S)
    Smax=max(S)
    return ([Smin,Smax])
def get_unique_numbers(numbers):
    unique = []
    for number in numbers:
        if number in unique:
            continue
        else:
            unique.append(number)
    return unique
def G():
    addres=input('Введите          входные
переменные для системы ИИ ')
    #addres='171819_11nn.xls'
    rb
    =
xlrd.open_workbook(addres,formatting_info=True)
    sheet = rb.sheet_by_index(0)
    names=[]
    for rownum in range(sheet.ncols):
        names.append(str(rownum))
    dataframe
    =
pd.read_excel(addres,names=names )#
    M=int(0.25*len( dataframe ))
    type_b=input( 'Введите количество
выходных переменных ')
    Q=eval(type_b )
    b0=input( 'Наличие или отсутствие
качественных переменных на входе, Y-
имеются, N- отсутствуют ')
    if b0=='Y':

        n3=eval(input('Введите количество
скрытых слоев нейронной сети (не более 10)
'))
        n4=[]
        n41=eval(input('Введите количество
нейронов последовательно в слоях нейронной
сети через запятую '))
        if type(n41)==int:
            n4.append(n41)
        else:
            n4=n41
        n5=eval(input('Введите количество эпох
обучения нейронной сети (>100) '))
        n6=eval(input('Введите goal 0.00001...0.1
'))
        nmp=W.to_numpy()
        nmp1=W1.to_numpy()
        array=nmp
        array1=nmp1
        rows, columns = array.shape
        n2=Q
        n1=columns-n2
        data1=[]
        labels=[]
        for i in range(0,rows):
            labels.append(array[i][columns-
n2:columns])
            data1.append(array[i][0:columns-n2])
        S=[]
        for k in range(0,n1):
            S.append(min_1(data1,k) )
        if n3==1:
            net = nl.net.newff(S, [n4[0],n2])
        if n3==2:
            net = nl.net.newff(S, [n4[0],n4[1],n2])
        if n3==3:
            net
            =
            nl.net.newff(S,
[n4[0],n4[1],n4[2],n2])
        if n3==4:
            net
            =
            nl.net.newff(S,
[n4[0],n4[1],n4[2],n4[3],n2])
        if n3==5:
            net
            =
            nl.net.newff(S,
[n4[0],n4[1],n4[2],n4[3],n4[4],n2])
        if n3==6:
            net
            =
            nl.net.newff(S,
[n4[0],n4[1],n4[2],n4[3],n4[4],n4[5],n2])
        if n3==7:
            net
            =
            nl.net.newff(S,
[n4[0],n4[1],n4[2],n4[3],n4[4],n4[5],n4[6],n2])
        if n3==8:
            net
            =
            nl.net.newff(S,
[n4[0],n4[1],n4[2],n4[3],n4[4],n4[5],n4[6],n4[7],n2
])
        if n3==9:

```

```

net = nl.net.newff(S, [n4[0],n4[1],
n4[2],n4[3],n4[4],n4[5],n4[6],n4[7],n4[8],n2])
if n3==10:
    net = nl.net.newff(S,
[n4[0],n4[1],n4[2],n4[3],n4[4],n4[5],n4[6],n4[7],n4
[8],n4[9],n2])
    error = net.train(data1, labels, epochs=n5,
goal=n6)
    plt.figure()
    plt.plot(error)
    plt.xlabel('Number of epochs')
    plt.ylabel('Training error')
    plt.title('Training error progress')
    plt.grid()
    plt.show()
    M=len(array1)
    Z=[]
    for j in range( n2 ):
        for i in range(0,M):
            if array1[i][n1+j]!=0:
                b=( net.sim([array1[i][0:n1]]))
                Z.append((abs(b[0][j]-
array1[i][n1+j]))/(np.mean(array1, axis=0)[n1+j ] )
)
            print(' Средняя относит ошибка
',mean(Z))
        num_var = pd.Series(Z, name = 'relativ
error')
        #sns.histplot(data = tips, x = "size", stat
= "probability", discrete = True)
        sns.histplot(data = num_var, kde =
True)
        plt.show()
        save=input('Хотите сохранить модель ?
Y- да, N- нет ' )
        if save=='Y':
            s=int((10**4)*random.random())
            net.save('my_model_2'+ str (s))
            print(' Сеть сохранена под названием
','my_model_2'+str (s) )
            if b0=='Y':
                with open('my_model_2'+ str
(s)+'listfile.txt', 'w') as filehandle:
                    filehandle.writelines("%s\n" %
place for place in unique_numbers)
                    print( unique_numbers )

5.neuro2_13
import pandas as pd
import xlrd, xlwt
import random
import numpy as np
import keras
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

```

```

from sklearn.model_selection import
train_test_split
from tensorflow.random import set_seed
import sys
from keras import optimizers
import Pr
from keras import optimizers
def get_unique_numbers(numbers):
    unique = []
    for number in numbers:
        if number in unique:
            continue
        else:
            unique.append(number)
    return unique
def utils_nn_config(model):
    lst_layers = []
    if "Sequential" in str(model):
        layer = model.layers[0]
        lst_layers.append({"name": "input",
"in":int(layer.input.shape[-1]), "neurons":0,
"out":int(layer.input.shape[-
1]), "activation":None,
"params":0, "bias":0})
        for layer in model.layers:
            try:
                dic_layer = {"name":layer.name,
"in":int(layer.input.shape[-1]),
"neurons":layer.units,
"out":int(layer.output.shape[-
1]), "activation":layer.get_config()["activation"],
"params":layer.get_weights()[0],
"bias":layer.get_weights()[1]}
            except:
                dic_layer = {"name":layer.name,
"in":int(layer.input.shape[-1]), "neurons":0,
"out":int(layer.output.shape[-
1]), "activation":None,
"params":0, "bias":0}
            lst_layers.append(dic_layer)
    return lst_layers
def visualize_nn(model, description=False,
figsize=(12,12)):
    lst_layers = utils_nn_config(model)
    layer_sizes = [layer["out"] for layer in
lst_layers]
    fig = plt.figure(figsize=figsize)
    ax = fig.gca()
    ax.set(title=model.name)
    ax.axis('off')
    left, right, bottom, top = 0.1, 0.9, 0.1, 0.9
    x_space = (right-left) /
float(len(layer_sizes)-1)
    y_space = (top-bottom) /
float(max(layer_sizes))

```

```

p = 0.025
for i,n in enumerate(layer_sizes):
    top_on_layer = y_space*(n-1)/2.0 +
(top+bottom)/2.0
    layer = lst_layers[i]
    color = "green" if i in [0,
len(layer_sizes)-1] else "blue"
    color = "red" if (layer['neurons'] == 0)
and (i > 0) else color
    for m in range(n):
        color = "limegreen" if color ==
"green" else color
        circle =
plt.Circle(xy=(left+i*x_space, top_on_layer-
m*y_space-4*p), radius=y_space/4.0, color=color,
ec='k', zorder=4)
        ax.add_artist(circle)
    for i, (n_a, n_b) in
enumerate(zip(layer_sizes[:-1], layer_sizes[1:])):
        layer = lst_layers[i+1]
        color = "green" if i == len(layer_sizes)-2
else "blue"
        color = "red" if layer['neurons'] == 0
else color
        layer_top_a = y_space*(n_a-1)/2. +
(top+bottom)/2. -4*p
        layer_top_b = y_space*(n_b-1)/2. +
(top+bottom)/2. -4*p
        for m in range(n_a):
            for o in range(n_b):
                line = plt.Line2D([i*x_space+left,
(i+1)*x_space+left],
                                [layer_top_a-
m*y_space, layer_top_b-o*y_space],
                                c=color, alpha=0.5)
                if layer['activation'] is None:
                    if o == m:
                        ax.add_artist(line)
                    else:
                        ax.add_artist(line)
plt.show()
def G():
    adres=input('Введите входные
переменные для системы ИИ ')
    rb =
xlrd.open_workbook(adres,formatting_info=True)
    sheet = rb.sheet_by_index(0)
    type_b1=input('Введите количество
выходных переменных ')
    Q1=eval(type_b1 )
    names=[]
    for rownum in range(sheet.ncols):
        names.append(str(rownum))
    dataframe =
pd.read_excel(adres,names=names )

```

```

unique_numbers=get_unique_numbers(dataframe[n
ames[0]])
N=len(dataframe.columns)
print("Идентификаторы качественных
переменных на входе НС", unique_numbers )
names1=[]
for rownum in range(N-Q1):
    names1.append(str(rownum))
features=dataframe[names1]
Q=input("Введите количество классов
")
Q=eval(Q)
db=pd.get_dummies(features[names1[0]])
features= features.drop(columns=str(0) )
features = pd.concat([db, features], axis=1,
join='inner')
names2=[]
for rownum in range(N-Q1,N):
    names2.append(str(rownum))
df=dataframe[names2]. copy ()
target,minL=Pr.G2(df,Q,N-Q1)
fe = pd.concat([ target,features ], axis=1,
join='inner')
A=pd.DataFrame(columns = ['T'])
for k in range(Q):
    D4=pd.DataFrame(columns = ['T'])
    while len(D4)<minL:
        S1=fe.sample(minL)
        S1=S1[S1['T']=='level_'+ str(k)]
        D4=pd.concat([D4,S1])
    A=pd.concat([A,D4])
target = pd.get_dummies(A['T'])
features= A.drop(columns='T')
neuro_n=input( 'Введите количество
нейронов во внутреннем слое ')
neuro_n=eval( neuro_n )
epochs_=input( 'Введите количество
эпох обучения ')
epochs_=eval(epochs_)
X_train, X_test, y_train, y_test =
train_test_split(features, target,test_size=0.3,
random_state=0, shuffle=True, stratify=target)
set_seed(2)
inputs =
keras.Input(shape=X_train.shape[1])
hidden_layer =
keras.layers.Dense(neuro_n, activation='relu')(
inputs)
output_layer = keras.layers.Dense(Q,
activation="softmax")(hidden_layer)
model = keras.Model(inputs=inputs,
outputs=output_layer)
model.summary()

```

```

optimizer=keras.optimizers.SGD(learning_rate=0.0
1, momentum=0.0,clipnorm=1 , nesterov=False)
    model.compile(optimizer=optimizer,
loss=keras.losses.CategoricalCrossentropy())
    history = model.fit(X_train, y_train,
epochs=epochs_)
    sns.lineplot(x=history.epoch,
y=history.history['loss'])
    y_pred = model.predict(X_test)
    prediction = pd.DataFrame(y_pred,
columns=target.columns)
    print(prediction )
    pretrained_predicted_species =
prediction.idxmax(axis="columns")
    print ("Тестовые предсказания")
    plt.show()
    print(pretrained_predicted_species.values)
    P=0
    M=len(X_test )
    for k in range(M):
        for j in range( len(y_test.columns )):
            if
y_test.iloc[k][y_test.columns[j]]==1 and
pretrained_predicted_species[k]
==y_test.columns[j]:
                P=P+1
                cols = y_test.columns
                print('Вероятность      правильной
классификации ', P/M)
                V=input( 'Хотите визуализировать
нейронную сеть ?, Y - да, N - нет  ' )
                if V=="Y":
                    visualize_nn(model, description=True,
figsize=(12,12))
                    plt.show()
                    save=input('Хотите сохранить модель ?
Y- да, N- нет ' )
                    if save=="Y":
                        s=int((10**4)*random.random())
                        model.save('my_model'+ str (s))
                        print(' Сеть сохранена под названием
', 'my_model'+str (s) )
                        if type_b=="Y":
                            with open('my_model'+      str
(s)+'listfile.txt', 'w') as filehandle:
                                filehandle.writelines("%s\n"      %
place for place in unique_numbers)

```

ПРИЛОЖЕНИЕ В

(Обязательное)

Программа оптимизации профилактических мероприятий

```

Risk_1
import neurolab as nl
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
#from keras.utils import np_utils
import pandas as pd
import xlrd, xlwt
#adres='171819_11n.xls'
adres='B1.xls'
rb =
xlrd.open_workbook(adres,formatting_info=True)
sheet = rb.sheet_by_index(0)
names=[]
for rownum in range(sheet.ncols):
    names.append(str(rownum))
    dataframe =
pd.read_excel(adres,names=names)
print(dataframe.head )
db=pd.get_dummies(dataframe[names[0]])
print(db.shape[1])
dataframe= dataframe.drop(columns=str(0) )
dataframe = pd.concat([db, dataframe],
axis=1, join='inner')
print(dataframe )
Y= dataframe.to_numpy()
for i in range(Y.shape[0]):
    for j in range(db.shape[1]):
        if Y[i,j]==True:
            Y[i,j]=1
        else:
            Y[i,j]=0
array=Y
#print(Y)
data=[]
n1=5#5 входа
n2=2# два выхода
labels=[]
for i in range(array.shape[0]):
    labels.append(array[i][n1:(n1+n2)])
    data.append(array[i][0:n1])
def min_1(X,k):# k номер столба
    S0=[]
    for i in range(0,len(X)):
        S0.append(X[i][k])
    Smin=min(S0)
    Smax=max(S0)
    return ([Smin,Smax])
S=[]
for k in range(0,n1):
    S.append(min_1(data,k) )
#S-список списков мин и макс всех
столбцов
print(S)
a1=16# число нейронов первого слоя
a2=16# число нейронов второго слоя

```

```

a3=16# число нейронов третьего слоя
# это оптимальная сеть для данного
случая
#n2 -число выходных нейронов
net = nl.net.newff(S, [a1,a2,a3,n2])#
топология n1-a1-n2 можно [a1,a2,a3,n2] и тд
epochs=1000
error = net.train(data, labels, epochs=epochs,
goal=0.0001)
plt.figure()
plt.plot(error)
plt.xlabel('Number of epochs')
plt.ylabel('Training error')
plt.title('Training error progress')
plt.grid()
plt.show()
net.save('risk')# сохранение
#Net1=nl.load('1_net' )# загрузка
обученной сети
for i in range(array.shape[0]):
    y=net.sim([array[i][0:n1]])
    print(y)

```

```

Risk_2
import neurolab as nl
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import xlrd, xlwt
from sklearn.preprocessing import
PolynomialFeatures
from sklearn.linear_model import
LinearRegression
from sklearn.metrics import
mean_squared_error
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
import statsmodels.api as sm
adres='B1.xls'#
rb =
xlrd.open_workbook(adres,formatting_info=True)
sheet = rb.sheet_by_index(0)
names=[]
for rownum in range(sheet.ncols):
    names.append(str(rownum))
    dataframe =
pd.read_excel(adres,names=names)
db=pd.get_dummies(dataframe[names[0]])
dataframe= dataframe.drop(columns=str(0) )
dataframe = pd.concat([db, dataframe],
axis=1, join='inner')
#print(dataframe )
Y= dataframe.to_numpy()
N=Y.shape[0]
for i in range(N):
    for j in range(db.shape[1]):

```

```

        if Y[i,j]==True:
            Y[i,j]=1
        else:
            Y[i,j]=0
#n2 - количество выходов
n2=2
#fig = plt.figure()
#=====
=====
Z=[]
n1=dataframe.shape[1]-n2
net1=nl.load('risk' )# загрузка обученной
сети
for i in range(N):
    y =net1.sim([Y[i][:n1]])
    Z.append(y)
Z=np.array(Z)
X1=Y[:,3].reshape(N)# население
Y1=Y[:,4].reshape(N)#
профилактика/население
Z1=Z[:,0].reshape(N) # риск - первый
столбец предсказания
ax = plt.axes(projection="3d")
ax.set_xlabel('население')
# Labelling Y-Axis
ax.set_ylabel('профилактика')
# Labelling Z-Axis
ax.set_zlabel('риск_1') # гибель/население
ax.plot_trisurf(X1, Y1, Z1, cmap='plasma')
plt.show()
X2=Y[:,3].reshape(N,)
Y2=Y[:,4].reshape(N,)
Z2=Z[:,1].reshape(N,)# риск - второй
столбец предсказания
ax = plt.axes(projection="3d")
ax.set_xlabel('население')
ax.set_ylabel('профилактика')
ax.set_zlabel('риск_2')# пожары/население
ax.plot_trisurf(X2, Y2, Z2, cmap='plasma')
plt.show()
#=====
=====
#Следующий шаг ограничиваем риск
сверху и для проекции строим зависимость
профилактика/население
#от населения
# нормировка была на макс значения
проф/нас=1.351 пожары/нас = 0.022 гиб/нас =
0.0005
Max_risk=0.1# нормативный риск
нормированный на максимальные значения
Z=[]
U=[]
for i in range(N):
    y =net1.sim([Y[i][:n1]])
    if y[:,1]<Max_risk: #
        Z.append(y)
        U.append(Y[i][:n1] )
Z=np.array(Z)
U=np.array(U)
N=len(Z)
Y=U
degree=2
Y = Y[Y[:, 3].argsort()]
X2=Y[:,3].reshape(N,)
Y2=Y[:,4].reshape(N,)
X2 = X2.reshape((-1, 1))
#print(X2)
poly_model =
PolynomialFeatures(degree=degree)
poly_x_values =
poly_model.fit_transform(X2)
poly_model.fit(poly_x_values, Y2)
poly_x_values=
sm.add_constant(poly_x_values)
regression_model = sm.OLS(Y2,
poly_x_values)
results=regression_model.fit()
y_pred = results.predict(poly_x_values)#
print( results.summary() )# коэф регрес F
критерий
plt.scatter(X2, Y2, color='blue')
plt.plot(X2,
results.predict(poly_x_values),color='red')
plt.title('Оптимальная профилактика')
plt.xlabel('Население' )
plt.ylabel('Профилактика/население' )
plt.show()

```

ПРИЛОЖЕНИЕ Г

(Обязательное)

Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2024687642

«FireNeuralNetwork1.0.4.»

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Академия Государственной противопожарной службы Министерства Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий» (RU)*

Авторы: *Авдеенко Алексей Михайлович (RU), Сатин Алексей Петрович (RU), Гаврилюк Евгений Викторович (RU), Нгуен Вьонг Ань (VN)*

Заявка № 2024684757

Дата поступления 23 октября 2024 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 20 ноября 2024 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ
Сертификат 0692e761a6300c154f240f670bca2026
Владелец **Зубов Юрий Сергеевич**
Действителен с 10.07.2024 по 03.10.2025

Ю.С. Зубов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

**RU2024687642**

ФЕДЕРАЛЬНАЯ СЛУЖБА
ПО ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СОБСТВЕННОСТИ
ГОСУДАРСТВЕННАЯ РЕГИСТРАЦИЯ ПРОГРАММЫ ДЛЯ ЭВМ

Номер регистрации (свидетельства):
2024687642

Дата регистрации: 20.11.2024

Номер и дата поступления заявки:
2024684757 23.10.2024

Дата публикации и номер бюллетеня:
20.11.2024 Бюл. № 11

Контактные реквизиты:
Авдеенко Алексей Михайлович, 8 (903)
105-53-25, desperados67@inbox.ru

Автор(ы):

Авдеенко Алексей Михайлович (RU),
Сатин Алексей Петрович (RU),
Гаврилюк Евгений Викторович (RU),
Нгуен Выонг Ань (VN)

Правообладатель(и):

Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего
образования «Академия Государственной
противопожарной службы Министерства
Российской Федерации по делам гражданской
обороны, чрезвычайным ситуациям и
ликвидации последствий стихийных бедствий»
(RU)

Название программы для ЭВМ:
«FireNeuralNetwork1.0.4»

Реферат:

Программа реализует систему искусственного интеллекта, предназначенную для оценки эффективности профилактических мероприятий и прогнозирования пожарных рисков. Программа может быть установлена на персональном компьютере и использоваться в повседневной деятельности сотрудников государственного пожарного надзора МЧС России. Функциональные возможности: создание многослойной нейронной сети и ее обучение методом стохастических градиентов с использованием пользовательских мер на базах пожарной статистики. Сохранение топологии и параметров обученной нейронной сети в формате rbtxt; реализация алгоритма прогнозирования эффективности профилактических мероприятий в многомерном пространстве с предварительной кластеризацией; реализация алгоритмов расчетов пожарных рисков с возможностью дополнительной детализации типов и подтипов муниципальных образований видов профилактических мероприятий и возможной оценкой ущерба от пожара. Тип ЭВМ: IBM PC-совмест. ПК. ОС: Windows 10 и выше.

Язык программирования: Python

Объем программы для ЭВМ: 496 МБ

ПРИЛОЖЕНИЕ Д

(Обязательное)

Акты внедрения результатов исследования

УТВЕРЖДАЮ

Заместитель начальника Института
пожарной безопасности МОБ СРВ,
к.т.н., старший полковник милиции



 Фам Ван Нам

«01»  2025 г.

А К Т

внедрения результатов диссертационной работы Нгуен Вьонг Ань на тему:
«Модели и алгоритмы управления профилактическими мероприятиями на
основе прогнозирования пожарных рисков» в учебный процесс Института
пожарной безопасности МОБ СРВ

Комиссия в составе: председателя – начальника учебного отдела ИПБ
Вьетнама к.т.н., доцент, полковника милиции Нгуен Туан Ань и членов
комиссии – заместителя начальника факультета пожарной безопасности,
к.т.н., полковника милиции Фан Ань, заместителя начальника факультета
пожарно-спасательной тактики, к.т.н., полковника милиции Дао Ань Туан,
подтверждает, что результаты диссертационной работы майора милиции
Нгуен Вьонг Ань внедрены в учебный процесс по дисциплинам «Организация
работы по предотвращению и тушению пожаров» и «Основные вопросы
пожарной безопасности», а именно, используются:

- при чтении лекций, проведении практических и семинарских занятий;
- при формировании научных тем и проведении исследований в рамках
курсовых и дипломных работ.

Председатель комиссии:
Начальника учебного отдела
к.т.н., доцент, полковник милиции

 Нгуен Туан Ань

Заместитель начальник факультета
пожарной безопасности
к.т.н., полковник милиции

 Фан Ань

Заместитель начальника факультета
пожарно-спасательной тактики,
к.т.н., полковник милиции

 Дао Ань Туан

УТВЕРЖДАЮ

Заместитель начальника ГУГО и АСС
МОБ СРВ, к.т.н., доцент,
старший полковник милиции



Нгуен Минь Хыонг

«01» 03 2025 г.

А К Т

внедрения результатов диссертационной работы Нгуен Выонг Ань
на тему: «Модели и алгоритмы управления профилактическими
мероприятиями на основе прогнозирования пожарных рисков»

Комиссия в составе: председателя - к.т.н., подполковник милиции Нгуен Тхань Туан, сотрудника отдела профилактической пожарной безопасности ГУПО и АСС МОБ Вьетнама и членов комиссии: к.т.н., подполковник милиции До Тхань Тунг, сотрудника отдела проверки и подтверждения в области пожарной безопасности ГУПО и АСС МОБ Вьетнама; к.т.н., майор милиции Фан Туан Ань, сотрудника отдела проверки и подтверждения в области пожарной безопасности ГУПО и АСС МОБ Вьетнама составила настоящий акт о том, что результаты диссертационной работы майора милиции Нгуен Выонг Ань имеют практическую пользу и могут быть использованы в деятельности противопожарной службы Вьетнама для решения задач эффективности профилактических мероприятий при поддержке информационных технологий.

Председатель комиссии:

Сотрудник отдела профилактической
пожарной безопасности ГУПО и АСС
Вьетнама к.т.н., подполковник
милиции

Нгуен Тхань Туан

Сотрудник отдела проверки
подтверждения в области пожарной
безопасности ГУПО и АСС Вьетнама
к.т.н., подполковник милиции

До Тхань Тунг

Сотрудник отдела проверки
подтверждения в области пожарной
безопасности ГУПО и АСС Вьетнама
к.т.н., майор милиции

Фан Туан Ань



УТВЕРЖДАЮ

Заместитель начальника
Академии ГПС МЧС России
по учебной работе
кандидат исторических наук, доцент

В.С. Шныпко

«01» *Март* 2025 г.

А К Т

о внедрении результатов диссертационной работы Нгуен Вьонг Ань «Модели и алгоритмы управления профилактическими мероприятиями на основе прогнозирования пожарных рисков» на соискание ученой степени кандидата технических наук, представленной к защите по специальности 2.3.4. Управление в организационных системах (технические науки)

Комиссия в составе председателя - начальника учебно-научного комплекса автоматизированных систем и информационных технологий (далее УНК АСИТ), к.т.н., доцента, полковника внутренней службы Хабибулина Рената Шамильевича и членов комиссии - заместителя начальника кафедры информационных технологий (далее ИТ), к.т.н., доцента Мокшанцева Александра Владимировича, профессора кафедры ИТ, д.т.н. Тараканова Дениса Вячеславовича подтверждает, что результаты диссертационной работы Нгуен Вьонг Ань внедрены в учебный процесс кафедры информационных технологий (в составе УНК АСИТ) Академии Государственной противопожарной службы МЧС России при изучении дисциплин «Интеллектуальные информационные системы и технологии», преподаваемой на кафедре информационных технологий.

Председатель комиссии
Начальник УНК АСИТ
к.т.н., доцент,
полковник внутренней службы

Р.И. Хабибулин

Члены комиссии
Заместитель начальника кафедры ИТ
(в составе УНК АСИТ)
к.т.н., доцент

А.В. Мокшанцев

Профессор кафедры ИТ
(в составе УНК АСИТ)
д.т.н.

Д.В. Тараканов