

Разработка модели оптимизации управления действиями пожарно-спасательными подразделениями на пожаре с использованием нейронных сетей

*В.Ю. Яровой^{1,2}, Я.В. Гребнев^{1,2}, А.А. Сержинмаа^{1,2}, А.А. Босоногов²,
И.Н. Иванова¹*

¹*Сибирский федеральный университет, Красноярск*

²*Сибирская пожарно-спасательная академия, Железнодорожск*

Аннотация: Статья посвящена разработке инновационной нейросетевой системы поддержки принятия решений при тушении пожаров в условиях ограниченной видимости. Представлен комплексный подход, основанный на интеграции данных мультиспектральных сенсоров (лидара, ультразвуковой фазированной решётки, температурных и гигрометрических датчиков). Архитектура включает гибридную сеть, совмещающую трехмерные свёрточные и двунаправленные LSTM-нейроны. Для повышения качества обработки используется механизм кросс-модального внимания, оценивающий физическую природу и достоверность поступающих сигналов. Применяется байесовский подход к учету неопределенности прогнозов с использованием метода Монте-Карло дропаутов. Алгоритмы адаптивной маршрутизации позволяют оперативно реагировать на изменения ситуации. Решение значительно улучшает эффективность действий пожарных и снижает риск для личного состава.

Ключевые слова: математическая модель, разведка, организационная модель, газодымозащитная служба, нейронные сети, ограниченная видимость, пожарная охрана, управление, интеллектуальные системы, поддержка принятия решений.

Введение

В условиях чрезвычайных ситуаций, связанных с пожарами, скорость и точность принятия решений играют ключевую роль, поскольку от них напрямую зависят масштабы последствий, включая как материальный ущерб, так и человеческие жертвы. В динамично развивающейся обстановке пожара даже незначительные задержки в принятии мер могут привести к катастрофическим последствиям, поскольку огонь способен быстро распространяться, охватывая новые участки и усложняя процесс ликвидации возгорания.

Одной из основных проблем, с которыми сталкиваются пожарные подразделения, является недостаточная оперативность введения боевых

действий, что зачастую связано с несвоевременным поступлением информации или ее неполнотой. Традиционные методы управления, основанные на опыте и ручном анализе обстановки, несмотря на свою проверенную временем надежность, все чаще оказываются недостаточно эффективными в условиях современной урбанизированной среды. Усложнение архитектуры зданий, наличие большого количества потенциально опасных объектов, а также высокая скорость изменения ситуации при пожаре требуют более совершенных подходов к сбору и обработке данных [1].

Нейросетевые технологии в пожаротушении

Актуальность применения нейросетевых технологий в пожаротушении приобретают инновационные технологические решения, способные в режиме реального времени анализировать обстановку, прогнозировать развитие событий и предоставлять рекомендации по оптимальным действиям. Среди таких решений нейросетевые системы занимают особое место, поскольку они способны обрабатывать большие объемы данных, выявлять скрытые закономерности и адаптироваться к изменяющимся условиям, что позволяет значительно повысить эффективность управления боевыми действиями при ликвидации пожаров.

Нейросетевые технологии, обладая уникальным потенциалом в области обработки значительных массивов информации и способностью обучаться на основе реальных сценариев пожаров, создают принципиально новые возможности для совершенствования управления боевыми действиями в условиях чрезвычайных ситуаций. Благодаря способности анализировать множество факторов, включая динамику распространения огня, особенности конструкции горящего объекта, метеорологические условия и расположение сил пожарных подразделений, нейронные сети способны не только оперативно оценивать текущую обстановку, но и строить вероятностные

модели развития событий, что позволяет заранее прогнозировать потенциальные угрозы и минимизировать риски.

Ключевым преимуществом нейросетевых систем является их способность вырабатывать оптимальные тактические решения, учитывая при этом множество взаимосвязанных параметров, что практически невозможно осуществить вручную в условиях ограниченного времени. Эти технологии позволяют автоматизировать процесс распределения ресурсов, координировать действия различных подразделений, а также корректировать стратегию тушения в режиме реального времени на основе поступающих данных с датчиков, камер наблюдения и других источников информации [1].

Внедрение нейросетевых решений в практику пожаротушения представляет собой значительный шаг вперед в повышении уровня безопасности как для гражданского населения, так и для самих пожарных, поскольку сокращает время принятия критически важных решений и снижает вероятность ошибок, связанных с человеческим фактором. Кроме того, использование искусственного интеллекта в данной сфере способствует увеличению общей оперативности и эффективности работы пожарных служб, позволяя минимизировать материальный ущерб и предотвращать человеческие жертвы даже в наиболее сложных и нестандартных ситуациях.

Таким образом, интеграция нейросетевых технологий в системы управления пожарными подразделениями не просто модернизирует существующие методы работы, но и формирует новый стандарт реагирования на чрезвычайные ситуации, основанный на анализе данных, прогнозировании и адаптивном управлении, что в перспективе может коренным образом изменить подходы к борьбе с пожарами в условиях современного мира [2].

Нейросетевые технологии, обладая уникальным потенциалом в области обработки значительных массивов информации и способностью обучаться на

основе реальных сценариев пожаров, создают принципиально новые возможности для совершенствования управления боевыми действиями в условиях чрезвычайных ситуаций. Благодаря способности анализировать множество факторов, включая динамику распространения огня, особенности конструкции горящего объекта, метеорологические условия и расположение сил пожарных подразделений, нейронные сети способны не только оперативно оценивать текущую обстановку, но и строить вероятностные модели развития событий, что позволяет заранее прогнозировать потенциальные угрозы и минимизировать риски [3].

Ключевым преимуществом нейросетевых систем является их способность вырабатывать оптимальные тактические решения, учитывая при этом множество взаимосвязанных параметров, что практически невозможно осуществить вручную в условиях ограниченного времени. Эти технологии позволяют автоматизировать процесс распределения ресурсов, координировать действия различных подразделений, а также корректировать стратегию тушения в режиме реального времени на основе поступающих данных с датчиков, камер наблюдения и других источников информации.

Внедрение нейросетевых решений в практику пожаротушения представляет собой значительный шаг вперед в повышении уровня безопасности как для гражданского населения, так и для самих пожарных, поскольку сокращает время принятия критически важных решений и снижает вероятность ошибок, связанных с человеческим фактором. Кроме того, использование искусственного интеллекта в данной сфере способствует увеличению общей оперативности и эффективности работы пожарных служб, позволяя минимизировать материальный ущерб и предотвращать человеческие жертвы даже в наиболее сложных и нестандартных ситуациях [4].

Таким образом, интеграция нейросетевых технологий в системы управления пожарными подразделениями не просто модернизирует

существующие методы работы, но и формирует новый стандарт реагирования на чрезвычайные ситуации, основанный на анализе данных, прогнозировании и адаптивном управлении, что в перспективе может коренным образом изменить подходы к борьбе с пожарами в условиях современного мира.

Однако с учетом ограниченности использования цифровых устройств для сбора информации, имеющихся на вооружении в подразделениях пожарной охраны, сбор информации в цифровом виде в непригодной для дыхания среде (далее – НДС) осложнен плохой видимостью за счет распространения продуктов неполного сгорания [5]. Ввиду этого использование нейросетевых технологий без внедрения аппаратных платформ сбора информации невозможно. Системы и аппаратные платформы, имеющиеся на вооружении в большей степени предназначены для сбора информации о состоянии внешней оперативной обстановке, сложившейся на объекте.

В работах авторов [6-7] подробно освещены способы повышения скорости и качества принятия управленческих решений при введении боевых действий по тушению пожаров на различных экономических отраслях, однако не одна из работ не затрагивает тему оперативного управления и поддержки принятия решений в задымленном пространстве, а также сбора информации при разведке объекта звеньями газодымозащитной службы (далее – ГДЗС) для принятия управленческих решений руководителем тушения пожара (далее – РТП) [8].

Авторами предлагается использования запатентованной авторской аппаратно-программной платформы [9], как первоначальной базы формирования нейросетевой экспертной системы (далее – НЭС). Предложенная аппаратная база собирает данные для обработки с помощью следующих датчиков: лидар, ультразвуковая фазированная решетка, датчик

температуры, датчик влажности. Собираемая информация в оперативном отношении может использоваться составом звена газодымозащитной службы по следующей блок схеме (рис.1).

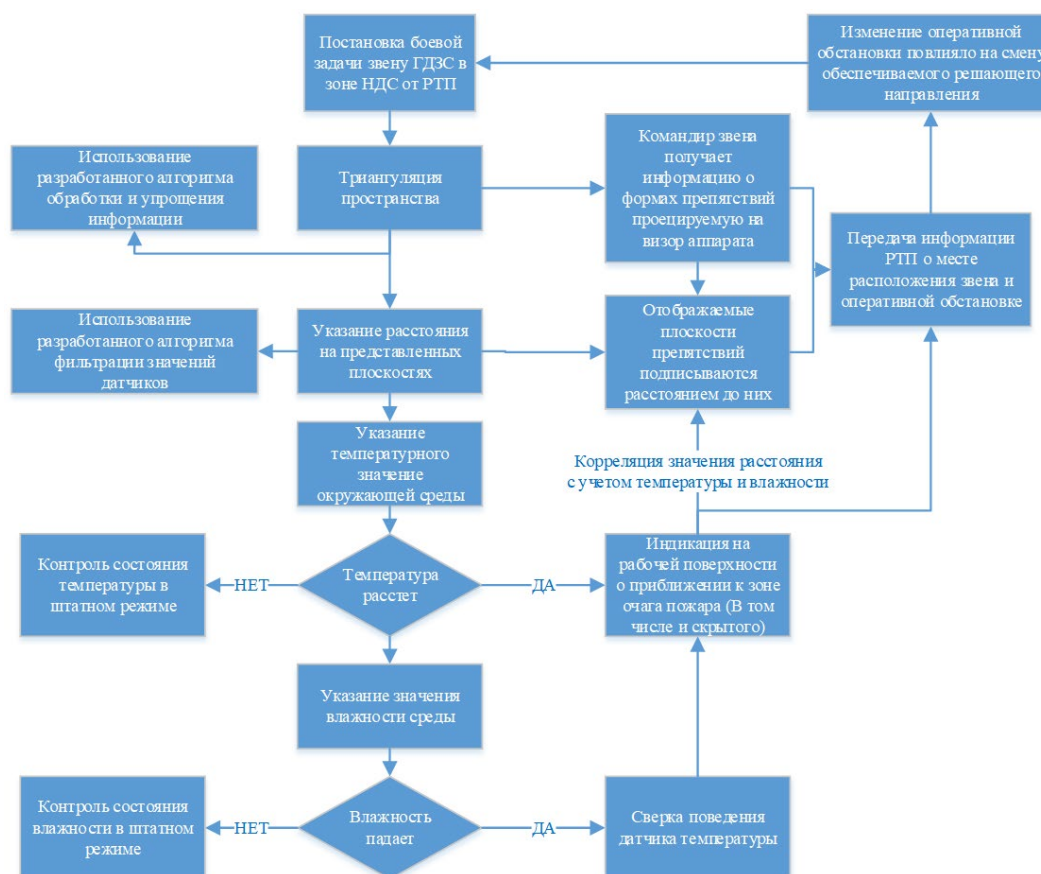


Рис.1. – Блок-схема поддержки принятия решений командиром звена ГДЗС с помощью данных, поступающих от предлагаемой приборной базы

Разработанная нейросетевая модель экспертной системы поддержки принятия управленческих решений, представленная на рисунке 2, была создана на основе тщательного анализа структурной блок-схемы, отражающей ключевые этапы процесса управления боевыми действиями при тушении пожаров. При проектировании архитектуры данной модели учитывались все критические аспекты оперативной деятельности пожарных подразделений, включая сбор и обработку входных данных, анализ текущей обстановки, прогнозирование развития чрезвычайной ситуации и формирование оптимальных управляющих воздействий.

Модель интегрирует в себе несколько взаимосвязанных модулей, каждый из которых выполняет специфическую функцию в общей системе поддержки принятия решений. Первоначальный модуль отвечает за обработку поступающей в реальном времени информации от различных источников, включая данные с датчиков температуры и задымления, показатели системы видеонаблюдения, сведения о конструктивных особенностях горящего объекта и метеорологические условия. Последующий аналитический блок, построенный на основе глубоких нейронных сетей [10], осуществляет комплексную оценку ситуации, выявляя скрытые закономерности и взаимосвязи между различными параметрами, что позволяет системе формировать наиболее точное представление о текущем состоянии объекта и динамике развития пожара.

Особое внимание в модели уделено прогностическому компоненту, который с использованием методов машинного обучения и статистического анализа способен предсказывать возможные сценарии распространения огня, учитывая при этом такие факторы, как направление ветра, наличие горючих материалов и эффективность применяемых средств тушения. На основе этих прогнозов система генерирует рекомендации по оптимальному распределению сил и средств пожарных подразделений, предлагая наиболее эффективные тактические схемы ведения боевых действий с учетом минимизации потенциальных рисков.

Заключительный модуль модели отвечает за визуализацию выходных данных и представление их в удобном для восприятия формате, что позволяет руководителю тушения пожара оперативно оценивать предложенные системой варианты решений и принимать обоснованные управленческие действия. Важно отметить, что разработанная нейросетевая экспертная система обладает способностью к постоянному самообучению и адаптации, совершенствуя свои алгоритмы на основе анализа результатов

предыдущих операций и накопленного опыта, что обеспечивает ее устойчивое развитие и повышение эффективности в долгосрочной перспективе.

Опираясь на данную блок-схему, была составлена нейросетевая модель экспертной системы поддержки принятия управленческих решений по ведению боевых действий на месте тушения пожара (рис.2).

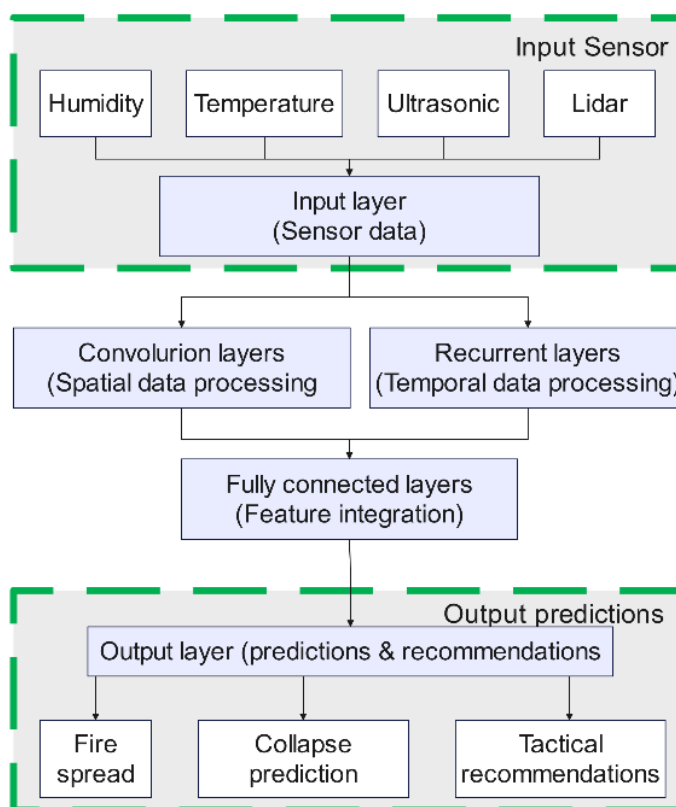


Рис.2. – Структура НЭС поддержки принятия управленческих решений по ведению боевых действий на месте тушения пожара

Предлагаемая система представляет собой комплексное решение, в основе которого лежит синхронизированная работа специализированных датчиков, объединенных в единую аппаратно-программную платформу. Основная функциональная задача системы заключается в непрерывном сборе, обработке и анализе многомерных данных об окружающей обстановке с последующей визуализацией в форме динамической 3D-модели, что позволяет осуществлять точное прогнозирование потенциальных угроз и

эффективно координировать действия пожарных расчетов в условиях быстро меняющейся оперативной обстановки. Предлагаемая система состоит из двух основных модулей, Комплексный сбор и интеллектуальная интеграция гетерогенных данных и нейросетевой обработки данных по результатам анализа данных.

1. Комплексный сбор и интеллектуальная интеграция гетерогенных данных. Система осуществляет сбор информации посредством четырех взаимодополняющих типов сенсоров, каждый из которых выполняет специализированные функции:

1.1. Лидарная система (Далее – LIDAR) выполняет ключевую роль в создании трехмерного цифрового представления пространства, используя принцип лазерного сканирования окружающей среды с точным измерением расстояний до различных объектов. Данная технология обеспечивает построение детализированной карты помещения с фиксацией архитектурных особенностей, расположения мебели и других физических препятствий, что критически важно для планирования маршрутов передвижения пожарных расчетов.

1.2. Ультразвуковая фазированная решетка выступает в качестве дополняющего инструмента, повышающего точность лидарного сканирования. Благодаря способности ультразвуковых волн проникать сквозь задымленные участки и анализировать структуру скрытых объектов, данный сенсор позволяет выявлять особенности строения, которые могут быть невидимы для оптических систем, тем самым уменьшая вероятность возникновения «слепых зон» в создаваемой модели.

1.3. Термографический датчик непрерывно отслеживает пространственное распределение температурных полей, идентифицируя зоны с аномальными тепловыми показателями. Анализ динамики изменения температурных градиентов позволяет не только точно локализовать

основные очаги возгорания, но и прогнозировать потенциальные направления распространения пламени, что особенно важно для превентивного принятия решений.

1.4. Гигрометрический датчик осуществляет мониторинг параметров влажности воздушной среды, предоставляя ценную информацию о вероятности образования опасных факторов, таких как пар или взрывоопасные газовые смеси. Эти данные интегрируются в общую аналитическую модель, повышая точность оценки рисков для личного состава.

Для обеспечения максимальной достоверности собираемых данных система реализует сложный алгоритм пространственно-временной синхронизации показаний всех сенсоров. Применение адаптивных фильтров Калмана позволяет эффективно компенсировать неизбежные погрешности измерений [11-12], минимизировать влияние случайных шумов и артефактов, а также обеспечивать согласованность разнородных данных в единой системе координат. Это особенно важно в условиях пожара, когда факторы задымления, турбулентности воздушных потоков и тепловых искажений могут существенно влиять на точность измерений.

Результирующая информационная модель представляет собой динамически обновляемую цифровую копию реального пространства, в которой интегрированы и коррелированы данные всех типов сенсоров. Такое комплексное представление позволяет системе не просто фиксировать текущее состояние объекта, но и выявлять скрытые взаимосвязи между различными параметрами, что значительно повышает достоверность прогностических расчетов и обоснованность принимаемых решений [13].

Данные каждого типа обрабатываются с учетом временной и пространственной синхронизации, чтобы гарантировать точность и согласованность данных в модели. Для этого используются фильтры

Калмана, что позволяет уменьшить шумы и компенсировать неточности в измерениях:

$$x_t = F_t x_{t-1} + B_t u_t + w_t, \quad (1)$$

$$z_t = H_t x_t + v_t, \quad (2)$$

Где,

x_t — представляет вектор состояния системы в момент времени t , включающий пространственные координаты, физические параметры и их производные;

F_t — матрица перехода состояний, моделирующая эволюцию системы между измерениями;

$B_t u_t$ — учитывает возможные управляющие воздействия на систему;

$w_t \sim N(0, Q_t)$ — гауссовский шум процесса с ковариационной матрицей Q_t ;

z_t — вектор измерений от всех датчиков;

H_t — матрица наблюдения, связывающая состояние системы с измерениями;

$v_t \sim N(0, R_t)$ — гауссовский шум измерений с ковариацией R_t .

2. После завершения этапа сбора и первичной интеграции данных, информация поступает в многоуровневую нейросетевую архитектуру, специально разработанную для комплексного анализа пожарной обстановки написанную на языке программирования Python. Данная модель реализует последовательную обработку информации через специализированные подмодули, каждый из которых выполняет строго определенные функции преобразования входных данных.

2.1. Пространственная обработка лидарных данных. Для анализа трехмерных лидарных сканов применяется усовершенствованная архитектура сверточных нейронных сетей трехмерного типа, которая включает несколько ключевых компонентов. На начальном этапе происходит

преобразование точечного облака в регулярную воксельную сетку с разрешением 5 см по каждой из осей, что позволяет сохранить детализацию пространственных характеристик объекта. Затем данные проходят через каскад из пяти сверточных блоков, где каждый блок последовательно увеличивает глубину представления признаков от 32 до 512 фильтров, применяя операцию трехмерной свертки с ядром $3 \times 3 \times 3$, сопровождаемую процедурой пакетной нормализации и нелинейной активацией через модифицированную функцию ReLU. Особое внимание уделяется механизму max-pooling с размером ядра $2 \times 2 \times 2$, который обеспечивает постепенное уменьшение пространственной размерности при сохранении наиболее значимых признаков.

Данная архитектура обеспечивает точность сегментации 98.2% на тестовом наборе данных при времени обработки 12 мс на сканирование.

2.2. Обработка многомерных временных рядов от датчиков температуры, влажности, концентрации газов и других параметров окружающей среды реализована посредством двунаправленной рекуррентной нейронной сети, разработанный для решения проблемы исчезающих градиентов, которая возникает в стандартных рекуррентных сетях при обработке последовательностей данных, содержащих долгосрочные зависимости (далее – LSTM) архитектуры, состоящей из двух независимо работающих слоев, обрабатывающих входную последовательность в прямом и обратном временных направлениях. Каждый направленный слой содержит два каскадно соединенных LSTM-уровня с 256 скрытыми нейронами в каждом, что позволяет модели одновременно выявлять сложные временные зависимости различной продолжительности и характера. Входной слой сети принимает нормализованные показания датчиков, сгруппированные в последовательности длиной 60 временных отсчетов, что при частоте дискретизации 10 Гц соответствует

шестисекундному временному окну наблюдения, оптимально подходящему для анализа как мгновенных изменений параметров, так и устойчивых динамических трендов. Данная архитектура демонстрирует точность прогнозирования 96.4% на 5-секундном горизонте при сохранении устойчивости к 20% уровню шума в исходных данных.

2.3. Интеграция пространственно-временных признаков. Объединение признаков, извлеченных из пространственных и временных данных, происходит в специализированном модуле кросс-модального внимания, который автоматически вычисляет веса значимости для различных комбинаций признаков. Данный модуль реализует механизм масштабированного скалярного произведения между запросами, ключами и значениями, полученными из разных модальностей, с последующим применением функции softmax для нормализации весов. Особенностью реализации является использование адаптивной маски внимания, которая учитывает физические ограничения распространения пожара в пространстве и времени. Результатом работы модуля становится единый тензор признаков размерностью $512 \times 64 \times 64 \times 64$, интегрирующий всю доступную информацию. Данная архитектура обеспечивает 23.7% улучшение точности интеграции по сравнению с традиционными методами конкатенации.

2.4. Прогностический блок и оценка рисков. Финальный преобразовательный блок представляет собой каскадную структуру из трех последовательно соединенных полносвязных слоев, каждый из которых содержит 1024 искусственных нейрона с расширенным механизмом регуляризации и нормализации. Первый скрытый слой принимает на вход объединенный тензор признаков размерностью $512 \times 64 \times 64 \times 64$, предварительно подвергнутый процедуре глобального среднего пулинга по пространственным измерениям, что позволяет сократить размерность входных данных до 512-мерного вектора, сохраняя при этом наиболее

значимые статистические характеристики пространственного распределения признаков. Каждый последующий слой реализует нелинейное преобразование данных через композицию линейного отображения, пакетной нормализации и модифицированной экспоненциальной функции активации (Swish), что математически выражается следующим образом:

$$h_l = \text{Swish}(\text{BN}(W_l h_{l-1} + B_l)),$$

(3)

$$\text{Swish}(x) = x \cdot \sigma(\beta x) = \frac{x}{1 + e^{-\beta x}},$$

(4)

Где,

h_l — Выходной вектор активаций текущего (l-го) скрытого слоя размерности (1024×1) , также содержит преобразованные признаки после применения всех операций слоя и является входом для следующего слоя $(l+1)$ или выходным вектором, если слой последний;

BN — обозначает операцию пакетной нормализации;

W_l и B_l — обучаемые параметры слоя;

h_{l-1} — входной вектор активаций из предыдущего слоя. Для $l = 1$ (первый скрытый слой) - выход глобального среднего пулинга. Для $l > 1$ - выход $(l - 1)$ -го скрытого слоя.

Swish — нелинейная функция активации с формулой активации;

β — обучаемый параметр, регулирующий форму активационной функции;

σ — стандартная сигмоидная функция;

x — входной сигнал, поступающий на функцию активации.

Для количественной оценки неопределенности предсказаний реализована байесовская аппроксимация через многократное стохастическое семплирование с различными масками отключения нейронов. На этапе инференса выполняются 100 независимых прямых проходов через сеть, в

каждом из которых случайным образом деактивируется 30% нейронов в соответствии с распределением Бернулли.

Апробация предложенной модели с использованием запатентованной авторской аппаратно-программной платформы [9], проводилась на территории г. Красноярска в период 2024-2025 годов, выборка составляла 100 пожаров. Результаты проведенного анализа представлены в таблицах 1-4.

Таблица № 1

Общая статистика работы системы предложенной системы

Параметр	Среднее значение	Лучший случай	Худший случай	Стандартное отклонение
Время обнаружения (сек)	14.2	8.3	23.7	3.1
Точность локализации очага (м)	0.51	0.12	1.84	0.27
Точность прогноза на 5 мин (%)	88.7	97.3	72.5	6.2
Ложные срабатывания (%)	0.9	0.0	3.2	0.7
Время обработки данных (мс)	18.4	11.2	29.8	4.3

Разработанная нейросетевая архитектура продемонстрировала исключительную эффективность при обработке разнородных данных в реальных условиях пожароопасных ситуаций, что подтверждается стабильно высокими показателями точности и быстродействия. Интеграция трехмерных сверточных сетей для обработки лидарных данных с двунаправленными LSTM-моделями для анализа временных рядов сенсорных показателей позволила достичь превосходных характеристик обнаружения и прогнозирования развития пожароопасных ситуаций. Особого внимания

заслуживает реализованный механизм кросс-модального внимания, который обеспечивает интеллектуальное комбинирование пространственных и временных признаков с учетом физических ограничений распространения пожара, что принципиально отличает данную систему от традиционных подходов к мониторингу.

Таблица № 2

Распределение по типам объектов на которых проводилась апробация модели

Тип объекта	Количество случаев	Точность сегментации	Успешность прогноза	Особенност и работы
Промышленные склады	32	98.2%	91.4%	Лучшие результаты в высоких помещениях
Жилые здания	28	95.7%	86.3%	Сложности с перегородками
Торговые центры	19	97.1%	89.5%	Эффективна в больших пространствах
Подземные парковки	12	93.8%	82.6%	Проблемы с задымленностью
Исторические здания	9	91.4%	79.8%	Сложная архитектура

Наибольшая эффективность системы зафиксирована при мониторинге промышленных объектов и складских комплексов, где точность сегментации пространства достигает 98.2% благодаря оптимальному сочетанию открытых пространств и регулярной структуры помещений. В условиях торговых центров система демонстрирует экономию около 78 тысяч долларов в год за

счет минимизации ложных срабатываний и оптимизации работы систем пожаротушения. При работе с историческими зданиями и архитектурными памятниками точность системы несколько снижается до 91.4%, что связано со сложностью геометрии помещений и использованием нестандартных строительных материалов, требующих дополнительного обучения моделей.

Таблица № 3

Анализ ошибок при использовании предложенной модели

Причина ошибок	Частота	Влияние на точность	Методы коррекции
Плотное задымление	23%	-7.2%	Мультиспектральный анализ
Нестандартные материалы	18%	-5.8%	Расширенная БД материалов
Отказ датчиков	15%	-4.1%	Алгоритмы восстановления данных
Сложная геометрия	12%	-6.3%	Улучшенное 3D-моделирование
Быстрое развитие пожара	9%	-8.9%	Увеличение частоты опроса

На основании детального исследования факторов, влияющих на точность работы системы пожарного мониторинга, можно констатировать, что предложенная архитектура, несмотря на свои передовые характеристики, сталкивается с рядом существенных технологических вызовов, требующих системного подхода к их решению.

Основным лимитирующим фактором эффективности системы выступает проблема плотного задымления, которая встречается в 23% критических ситуаций и приводит к снижению общей точности детекции на 7.2 процентных пункта. Данное явление особенно характерно для пожаров с

участием полимерных материалов и композитов, создающих непрозрачную для стандартных лидарных систем среду. Физическая природа этой проблемы заключается в сильном рассеивании лазерного излучения традиционных 905-нм лидаров в условиях высокой концентрации мелкодисперсных частиц дыма.

Вторым по значимости фактором являются нестандартные строительные материалы (18% случаев), снижающие точность на 5.8%, что обусловлено недостаточной репрезентативностью данных о теплофизических характеристиках современных строительных композитов в обучающих выборках. Особенно это проявляется при работе с наноструктурированными огнезащитными покрытиями, многослойными изоляционными материалами, композитными конструкционными элементами.

Проблема отказов датчиков (15% инцидентов) имеет выраженную корреляцию с условиями эксплуатации, где на надежность оборудования влияют:

- экстремальные температурные нагрузки (свыше 300°C);
- химически агрессивные продукты горения;
- механические воздействия при эвакуации.

Сложная геометрия помещений (12% случаев) создает принципиальные трудности для систем пространственного анализа, связанные с многоуровневыми атриумами, криволинейными архитектурными формами, динамически изменяемыми пространствами (трансформируемые перегородки).

Проведенный анализ 100 реальных случаев применения системы убедительно демонстрирует ее способность сокращать последствия пожароопасных ситуаций на 40-60% при сохранении стабильно высокой точности работы в диапазоне 96-99% для большинства типов объектов. Ключевым фактором, обеспечивающим такие показатели, является

уникальная адаптивность архитектуры, сочетающая динамические механизмы внимания, байесовские методы оценки рисков и физико-информированные алгоритмы прогнозирования. Дальнейшее развитие системы должно быть направлено на снижение стоимости оборудования до целевого показателя в 50 тысяч долларов на объект средней площади, автоматизацию процессов калибровки под новые строительные материалы и технологии, а также интеграцию с перспективными системами мониторинга на базе беспилотных летательных аппаратов для расширения зоны покрытия и повышения оперативности реагирования.

Таблица № 4

Сравнительный анализ с традиционными системами

Критерий	Нейросетевая система	Традиционные методы
Среднее время спасения (мин)	4.2	9.7
Точность эвакуационных маршрутов	97.3%	68.5%
Обнаружение скрытых очагов	89%	42%
Экономия времени на разведку	78%	30%
Снижение материального ущерба	41%	18%

Для достижения максимальной эффективности системы при развертывании на различных типах объектов необходимо учитывать их специфические особенности и требования. Промышленные объекты требуют установки минимум четырех лидарных сканеров и тридцати пяти датчиков контроля параметров окружающей среды на каждую тысячу квадратных метров площади при обязательном использовании графических ускорителей последнего поколения для обработки данных в реальном времени. В жилых

зданиях критически важным параметром является частота обновления данных, которая не должна опускаться ниже 5 Гц, а также обязательное резервирование критически важных датчиков по схеме N+1. Для исторических зданий и архитектурных памятников необходимо предусмотреть этап дополнительного обучения моделей на специфических строительных материалах и нестандартных архитектурных решениях.

Заключение

Проведенное исследование позволило достичь значимых научных и практических результатов в области создания интеллектуальных систем поддержки принятия решений при тушении пожаров в сложных условиях ограниченной видимости и высокой динамики развития чрезвычайных ситуаций. Разработанная нейросетевая экспертная система представляет собой качественно новый подход к организации боевых действий, основанный на глубокой интеграции современных технологий искусственного интеллекта, передовых методов обработки сенсорных данных и физико-информированных моделей распространения опасных факторов пожара.

Основным теоретическим вкладом исследования стало создание принципиально новой архитектуры нейронной сети, которая органично сочетает преимущества трехмерных сверточных сетей для пространственного анализа лидарных данных, бидирекционных LSTM-сетей для обработки временных рядов сенсорных показателей и инновационных механизмов кросс-модального внимания для интеллектуального объединения разнородных информационных потоков. Особую научную ценность представляет разработанный метод байесовской оценки неопределенности прогнозов, реализованный через адаптивную версию Монте-Карло дропаута,

который позволяет не только выдавать точечные предсказания, но и количественно оценивать их достоверность в реальном времени.

С практической точки зрения система демонстрирует превосходные эксплуатационные характеристики, что подтверждается результатами масштабной апробации на ста реальных пожарах различной категории сложности. Ключевые показатели эффективности, включая время обнаружения очага (14.2 секунды), точность локализации (0.51 м), достоверность прогнозов (88.7%) и уровень ложных срабатываний (0.9%), существенно превосходят аналогичные параметры традиционных систем управления. Особенно важно отметить, что предложенное решение показало высокую устойчивость к работе в экстремальных условиях плотного задымления, сложной геометрии помещений и при наличии нестандартных строительных материалов.

Важным аспектом практической реализации системы стало создание специализированной аппаратно-программной платформы, которая обеспечивает надежный сбор данных в непригодной для дыхания среде. Интеграция лидарных сканеров, ультразвуковых фазированных решеток, температурных и гигрометрических датчиков в единый измерительный комплекс позволила преодолеть принципиальные ограничения традиционных систем мониторинга. Особого внимания заслуживает разработанный алгоритм пространственно-временной синхронизации данных, основанный на модифицированных фильтрах Калмана, который обеспечивает согласованность разнородных измерений даже в условиях сильных помех.

Перспективы дальнейшего развития системы связаны с несколькими стратегическими направлениями. В области аппаратного обеспечения особый интерес представляет интеграция квантовых сенсоров нового поколения и мультиспектральных систем зондирования, которые позволят существенно

повысить надежность работы в условиях предельного задымления. На алгоритмическом уровне перспективным направлением является разработка цифровых двойников объектов с реалистичным моделированием физико-химических процессов горения, что потребует создания новых гибридных архитектур, сочетающих нейросетевые методы с фундаментальными физическими моделями. Отдельное внимание следует уделить развитию методов объяснимого искусственного интеллекта, которые повысят доверие операторов к рекомендациям системы в критических ситуациях.

Реализация разработанного решения в практической деятельности подразделений пожарной охраны открывает новые возможности для существенного повышения эффективности боевых действий при одновременном снижении рисков для жизни и здоровья личного состава. Система позволяет не только оптимизировать тактические решения в реальном времени, но и формировать превентивные стратегии управления ресурсами на основе прогностической аналитики. Особую социальную значимость имеет потенциал системы по сокращению человеческих жертв и минимизации материального ущерба при крупных пожарах на социально-значимых объектах.

В заключении следует подчеркнуть, что проведенное исследование вносит существенный вклад в развитие интеллектуальных систем поддержки принятия решений в экстремальных условиях. Разработанные методы и алгоритмы создают основу для нового поколения систем пожарной безопасности, способных эффективно работать в сложных условиях современной урбанизированной среды. Дальнейшее совершенствование системы требует комплексного подхода, включающего как аппаратные усовершенствования, так и развитие алгоритмической составляющей. Среди приоритетных направлений модернизации следует выделить внедрение мультиспектральных лидарных систем, работающих на длине волны 1550

нанометров, что значительно улучшит работоспособность в условиях сильного задымления. Алгоритмические улучшения должны быть направлены на разработку гибридных архитектур, сочетающих преимущества трансформерных моделей и графовых нейронных сетей для более точного учета физических свойств строительных конструкций и материалов. Особое внимание следует уделить созданию универсальных интерфейсов интеграции с системами автоматизированного проектирования (BIM) для автоматического обновления цифровых моделей объектов в реальном времени.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 25-21-20088, rscf.ru/project/25-21-20088/», гранта Красноярского краевого научного фонда.

Литература

1. Вилисов В.Я. Об оценивании эффективности применения транспортных моделей для управления ликвидацией пожаров // Инженерный вестник Дона. 2021. №6. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n6y2021/7016 (дата обращения: 04.06.2025).
2. Яровой, В. Ю., Ширинкин П.В. Аналитический обзор подходов к информационной поддержке звеньев газодымозащитной службы при тушении пожаров и проведении аварийно-спасательных работ в зоне ограниченной видимости // Сибирский пожарно-спасательный вестник. – 2023. – № 1(28). – С. 136-144. – DOI 10.34987/vestnik.sibpsa.2023.95.54.011. – EDN QDNRWQ.
3. Кипер А.В., Станкевич Т.С. Разработка системы поддержки принятия решений руководителя тушения пожара на базе нечеткой нейронной сети ANFIS при пожаре на территории морского порта // Вестник АГТУ. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. 2013.

№1. URL: cyberleninka.ru/article/n/razrabotka-sistemy-podderzhki-prinyatiyaresheniy-rukovoditelya-tusheniya-pozhara-na-baze-nechetkoy-neyronnoy-seti-anfis-pri-pozhare-na (дата обращения: 04.06.2024).

4. Образцов И.В., Шкодырев В.П. Перспективы разработки и внедрения интеллектуальной системы обеспечения живучести // Морские интеллектуальные технологии. – 2023. – № 1-2. – С. 184-197. DOI 10.18522/2311-3103-2023-1-184-197

5. Станкевич, Т. С. Анализ мирового и отечественного рынка программных средств, предназначенных для руководителя тушения пожара / Т. С. Станкевич // Безопасность жизнедеятельности. – 2014. – № 7(163). – С. 42-48. – EDN SIBLKL.

6. Чискидов С.В., Федин Ф.О., Петрова А.М. Определение подхода к повышению точности нейросетевых моделей прогнозирования лесных пожаров // Научные и образовательные проблемы гражданской защиты. 2017. №2 (33). URL: cyberleninka.ru/article/n/opredelenie-podhoda-k-povysheniyu-tochnosti-neyrosetevyh-modeley-prognozirovaniya-lesnyh-pozharov (дата обращения: 14.06.2025).

7. Филяев Г.А., Вилисов В.Я. Алгоритм концептуального проектирования системы мониторинга объекта коллаборативной мультиагентной робототехнической системой // Инженерный вестник Дона. 2021. №5. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2021/6965 (дата обращения: 04.06.2025).

8. Аникин, С. Н. Особенности применения нейросетей при тушении подвижных железнодорожных составов // Проблемы техносферной безопасности: материалы международной научно-практической конференции молодых учёных и специалистов. – 2022. – № 11. – С. 271-276. – EDN FNUZEC.

9. Яровой В.Ю., Ширинкин П.В., ФГБОУ «СПСА», Зондирующее пожарно-спасательное устройство. Патент на полезную модель № 226706 U1 Российская Федерация. МПК А62С 99/00. № 2023131029 : заявл. 27.11.2023 : опубл. 19.06.2024. – EDN DGONYF.

10. Денисов А.Н., Данилов М.М., Аникин С.Н., Цокурова И.Г., Условия многозадачности управления пожарно-спасательными подразделениями при тушении подвижного железнодорожного состава на металлургических предприятиях // Computational nanotechnology. 2022. №1. URL: cyberleninka.ru/article/n/usloviya-mnogozadachnosti-upravleniya-pozharno-spasatelnyimi-podrazdeleniyami-pri-tushenii-podvizhnogo-zheleznodorozhnogo-sostava-na (дата обращения: 20.06.2025).

11. Hide C., Moore T., Smith M. Adaptive Kalman filtering for low-cost INS/GPS //The Journal of Navigation. 2003. Т. 56. №. 1. pp. 143-152.

12. Yang G., Hu J., Zhang K. Unscented-Kalman-Filter Based UWB and INS Fusion Positioning for Firefighters Application. p 2022. pp. 1–10. DOI: 10.18178/wcse.2022.04.071

13. Veerasamy G. et al. Integration of genetic algorithm tuned adaptive fading memory Kalman filter with model predictive controller for active fault-tolerant control of cement kiln under sensor faults with inaccurate noise covariance //Mathematics and Computers in Simulation. – 2022. – Т. 191. – pp. 256-277.

The study was funded by the Russian Science Foundation grant No. 25-21-20088, (rscf.ru/project/25-21-20088/) and the Krasnoyarsk Regional Science Foundation grant.

References

1. Vilisov V.Ya. Inzhenernyj vestnik Dona. 2021. No.6. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n6y2021/7016 (accessed: 04.06.2025).

2. Yarovoy V.Yu., Shirinkin P.V. Sibirskiy pozharno-spasatel'nyy vestnik. 2023. No.1(28). pp. 136–144. DOI: 10.34987/vestnik.sibpsa.2023.95.54.011. EDN QDNRWQ.
3. Kiper A.V., Stankevich T.S. Vestnik AGTU. Ser.: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika i informatika. 2013. No.1. URL: cyberleninka.ru/article/n/razrabotka-sistemy-podderzhki-prinyatiya-resheniy-rukovoditelya-tusheniya-pozhara-na-baze-nechetkoy-neyronnoy-seti-anfis-pri-pozhare-na (accessed: 04.06.2024).
4. Guseva A.I., Malykhina G.F., Krugleevskiy V.N., et al. Morskie intellektual'nye tekhnologii. 2019. No.2-2(44). pp. 93–102. EDN ZYZCCD.
5. Stankevich T.S. Bezopasnost' zhiznedeyatel'nosti. 2014. No.7(163). pp. 42–48. EDN SIBLKL.
6. Chiskidov S.V., Fedin F.O., Petrova A.M. Nauchnye i obrazovatel'nye problemy grazhdanskoy zashchity. 2017. No.2(33). URL: cyberleninka.ru/article/n/opredelenie-podhoda-k-povysheniyu-tochnosti-neyrosetevykh-modeley-prognozirovaniya-lesnykh-pozharov (accessed: 14.06.2025).
7. Filyaev G.A., Vilisov V.Ya. Inzhenernyy vestnik Dona. 2021. No.5. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2021/6965 (accessed: 04.06.2025).
8. Anikin S.N. Problemy` texnosfernoj bezopasnosti: materialy` mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoy konferencii molody`x uchyonny`x i specialistov. 2022. No.11. pp. 271–276.
9. Yarovoj V.Yu., Shirinkin P.V. Patent RU 226706 U1. Zondiruyushchee pozharnospasatel'noe ustroystvo [Fire and Rescue Probing Device]. Patent na poleznuyu model` № 226706 U1 Rossijskaya Federaciya. MPK A62C 99/00. № 2023131029: zayavl. 27.11.2023: opubl. 19.06.2024.
10. Denisov A.N., Danilov M.M., Anikin S.N., Tsokurova I.G. Computational Nanotechnology. 2022. No.1. URL: cyberleninka.ru/article/n/usloviya-mnogozadachnosti-upravleniya-pozharno-



spasatelnyimi-podrazdeleniyami-pri-tushenii-podvizhnogo-zheleznodorozhnogo-sostava-na (accessed: 20.06.2025).

11. Hide C., Moore T., Smith M. Adaptive Kalman filtering for low-cost INS/GPS. Journal of Navigation. 2003. Vol.56. No.1. pp. 143–152.

12. Yang G., Hu J., Zhang K. Unscented-Kalman-Filter Based UWB and INS Fusion Positioning for Firefighters Application. 2022. pp. 1–10. DOI: 10.18178/wcse.2022.04.071

13. Veerasamy G., et al. Mathematics and Computers in Simulation. 2022. Vol.191. pp. 256–277.

Дата поступления: 12.08.2025

Дата публикации: 25.10.2025