

Научная статья

УДК 614.849; DOI: 10.61260/1998-8990-2026-1-184-192

МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЛОЖНЫХ СРАБАТЫВАНИЙ ДЫМОВЫХ ИЗВЕЩАТЕЛЕЙ СИСТЕМЫ ПОЖАРНОЙ СИГНАЛИЗАЦИИ

✉ Рахматуллина Элина Фанисовна;

Хафизов Ильдар Фанилевич;

Павлова Зухра Хасановна.

Уфимский государственный нефтяной технический университет, г. Уфа, Россия

✉ rahmatullina_elina@mail.ru

Аннотация. Статья посвящена разработке нейронной сети на языке Python для прогнозирования ложных срабатываний дымовых извещателей в составе системы пожарной сигнализации. Актуальность определяется высокой долей ложных тревог, приводящих к дезорганизации эксплуатации объекта, росту нагрузки на персонал и снижению доверия к сигнализации. Новизна связана с переносом задач надежности и анализа причин ложных тревог в плоскость предиктивной аналитики: формализуется постановка прогнозирования события «ложное срабатывание» по временным рядам телеметрии и журналам эксплуатации, предлагается структура признаков, согласованная с типовыми причинами сбоев и ошибочных тревог. В рамках работы описаны требования к данным, логика разметки эпизодов, схема предобработки, архитектура рекуррентной модели и критерии качества. Внимание уделено учету эксплуатационных факторов (монтаж, вентиляция, запыленность, нестабильность питания, режимы помещений) при формировании признаков. Работа ставит перед собой цель – предложить воспроизводимую методику построения модели прогноза ложных тревог для последующей интеграции в регламент обслуживания. Для решения применены анализ источников, сравнительное сопоставление подходов, формализация, проектирование алгоритма обучения. Статья полезна разработчикам систем пожарной автоматики и исследователям прикладного машинного обучения в задачах промышленной диагностики.

Ключевые слова: пожарная сигнализация, дымовой извещатель, ложные срабатывания, прогнозирование, временные ряды, LSTM, Python, машинное обучение, надежность, диагностика

Для цитирования: Рахматуллина Э.Ф., Хафизов И.Ф., Павлова З.Х. Методика построения нейронной сети для прогнозирования ложных срабатываний дымовых извещателей системы пожарной сигнализации // Проблемы управления рисками в техносфере. 2026. № 1 (77). С. 184–192. DOI: 10.61260/1998-8990-2026-1-184-192

Scientific article

METHODOLOGY FOR BUILDING A NEURAL NETWORK TO PREDICT FALSE ALARMS FROM SMOKE DETECTORS IN A FIRE ALARM SYSTEM

✉ **Rakhmatullina Elina F.;****Khafizov Ildar F.;****Pavlova Zukhra Kh.****Ufa state petroleum technological university, Ufa, Russia**✉ rahmatullina_elina@mail.ru

Abstract. This article develops a Python-based neural network for predicting false alarms in smoke alarms within a fire alarm system. This research is relevant due to the high rate of false alarms, which disrupt facility operations, increase personnel workload, and reduce confidence in the alarm system. The novelty lies in the transfer of reliability and false alarm root cause analysis issues to predictive analytics. A formalized approach to predicting false alarms using telemetry time series and operational logs is proposed, along with a feature structure aligned with typical causes of failures and false alarms. The paper describes the data requirements, episode labeling logic, preprocessing scheme, architecture of a recurrent model, and quality criteria. Particular attention is paid to considering operational factors (installation, ventilation, dust levels, power supply instability, and room conditions) when generating features. The goal of this work is to propose a reproducible method for constructing a false alarm prediction model that can be subsequently integrated into maintenance procedures. The solution utilizes source analysis, comparative analysis of approaches, formalization, and design of a learning algorithm. This article is helpful for developers of fire alarm systems and researchers of applied machine learning in industrial diagnostics.

Keywords: fire alarm, smoke detector, false alarms, prediction, time series, LSTM, Python, machine learning, reliability, diagnostics

For citation: Rakhmatullina E.F., Khafizov I.F., Pavlova Z.Kh. Methodology for building a neural network to predict false alarms from smoke detectors in a fire alarm system // Problemy upravleniya riskami v tekhnosfere = Problems of risk management in the technosphere. 2026. № 1 (77). P. 184–192. DOI: 10.61260/1998-8990-2026-1-184-192

Введение

Актуальность темы задается устойчивым присутствием ложных тревог в эксплуатации систем пожарной сигнализации на объектах различного назначения. Ложные срабатывания приводят к частым эвакуационным мероприятиям, отвлечению персонала, избыточным выездам служб реагирования, накоплению организационных затрат и формированию поведенческой привычки игнорировать тревогу. На уровне технических причин ложные сигналы связаны с нестабильностью электропитания, ошибками монтажа и размещения извещателей, неблагоприятными воздушными потоками, запыленностью, аэрозолями, паром, а в ряде случаев – с деградацией компонентов и дефектами линий связи; подобные группы причин подробно описываются в инженерно-аналитических работах по надежности пожарной сигнализации и эксплуатационным сбоям.

Цель исследования – разработать аналитически обоснованную схему построения нейронной сети на Python, способную прогнозировать ложные срабатывания дымовых извещателей на основе телеметрии и журналов эксплуатации. Задачи исследования:

1) Сформировать модель данных для обучения: определить состав временных рядов, событийных журналов и эксплуатационных параметров, пригодных для разметки эпизодов ложных тревог.

2) Предложить архитектуру нейронной модели и конвейер подготовки данных (синхронизация, фильтрация выбросов, формирование окон наблюдения), ориентированные на дисбаланс классов и редкость ложных эпизодов.

3) Задать систему метрик и критериев внедрения, связывающих качество прогноза с практическими решениями по обслуживанию и снижению частоты ложных тревог.

Новизна исследования выражается в интеграции трех линий: (а) причинно-эксплуатационного анализа ложных тревог; (б) методов обнаружения аномалий и подготовки выборок во временных рядах; (в) рекуррентных нейросетевых моделей, обучаемых на данных реальной эксплуатации, с дальнейшей ориентацией результата на регламентные решения (перенастройка, чистка, проверка питания, корректировка размещения извещателей).

Материалы и методы

Материальную базу исследования составили научные публикации и аналитические материалы. В частности, Т.М. Гильмуллин [1] и А.В. Чирков [2] описали методы фильтрации аномалий и формирование обучающих выборок во временных рядах. Зайцев А.В. [4]¹ и А.А. Снежко [4] систематизировали инженерно-эксплуатационные причины ложных тревог. Кумратов А.М. [5] и В.В. Гравиров [6] представили подходы к подбору параметров LSTM при прогнозировании сложных процессов. Рахматуллина Ф. [7] и И.Ф. Хафизов [8] количественно оценили влияние концентрации дыма и ложных факторов на отклик пожарных извещателей. Предлагаемый подход отличается от существующих решений отказом от сложных мультисенсорных систем в пользу анализа чистой временной динамики сигналов с помощью сетей долгой краткосрочной памяти (LSTM), что делает алгоритм более компактным и легко интегрируемым в действующие системы пожарной автоматики. Зарубежный опыт применения нейросетевых технологий для фильтрации ложных тревог широко представлен в современных исследованиях. В частности, D. Kim [9] и соавторы применяли ансамблевое обучение гетерогенных сенсоров, а S. Lee и S. Park [10] использовали сверточные (CNN) сети для пространственно-временного анализа. В большинстве зарубежных исследований акцент делается на усложнение аппаратной базы (добавление новых типов датчиков). Предлагаемый в данной статье метод, напротив, сфокусирован на применении рекуррентной архитектуры LSTM для глубокого анализа временной динамики стандартных сигналов телеметрии и логов эксплуатации. Это принципиально снижает вычислительную нагрузку и позволяет внедрять предиктивную аналитику на базе существующих систем пожарной сигнализации без масштабной замены оборудования.

Методы исследований включают анализ и сопоставление источников, формализацию прогнозирования ложной тревоги как задачу бинарной классификации по временным рядам, структурно-логическое моделирование конвейера данных, проектирование нейросетевой архитектуры (LSTM + полносвязные слои) и системы оценки качества на основе матрицы ошибок и производных метрик.

Результаты исследования

Прогнозирование ложных срабатываний в инженерной постановке удобно задавать как бинарную классификацию событий на горизонте упреждения Δt : для каждого извещателя формируется последовательность наблюдений за интервал $[t - L, t]$, после чего вычисляется вероятность наступления события «ложная тревога» на интервале $(t, t + \Delta t]$. Подход согласуется с практикой, где эксплуатационные факторы накапливаются до момента срабатывания: загрязнение оптической камеры, изменение воздушных потоков, наличие аэрозолей, кратковременные провалы питания, нестабильность шлейфов и адресной линии. Аналитические обзоры надежности пожарной сигнализации фиксируют типовые группы условий, повышающие частоту ложных тревог, включая ошибки размещения извещателя рядом с вентиляцией и зонами парообразования, некорректную эксплуатацию помещений и сбой электропитания [4]. Исследования влияния дымовой среды подчеркивают зависимость

¹ Зайцев А.В. Ложные срабатывания СПС и как с ними бороться. URL: <https://www.secuteck.ru/articles/lozhnye-srabyvaniya-sps-i-kak-s-nimi-borotsya> (дата обращения: 26.12.2025)

отклика извещателя от концентрации дыма и наличия ложных факторов, имитирующих задымление (аэрозоли, пар, пыль), в частности, применение аддитивной структуры сигнала с весовыми коэффициентами обеспечивает количественную оценку их влияния на надёжность срабатывания системы [7]. В работах по прогнозированию ложных срабатываний на базе нейросетей применяются временные ряды и рекуррентные модели, ориентированные на динамические закономерности сигналов до события [8].

В рамках формализации вводятся следующие обозначения. Пусть $x_t \in R^m$ – вектор признаков, полученных из телеметрии, и журналов состояния в момент времени t . Для окна длиной L формируется матрица $X_t = [x_{t-L+1}, \dots, x_t]$. Метка $y_{t+\Delta t} \in \{0,1\}$ задает отсутствие или наличие ложной тревоги на горизонте упреждения. Модель $f_\theta(\cdot)$ оценивает $p(y_{t+\Delta t} = 1 | X_t)$. Такая постановка обеспечивает единый язык для дальнейшего описания предобработки и архитектуры сети.

В качестве базовых источников рассматриваются:

- события от приемно-контрольного прибора (тревога, неисправность, потеря связи);
- служебные параметры линии (ошибки связи, диагностические коды);
- сведения по электропитанию (провалы, переключение на резерв);
- эксплуатационные признаки помещения (режим работы);
- регламент обслуживания (даты чистки/замены, настройка чувствительности).

Табл. 1 фиксирует структуру признаков, перечень которых ориентирован на описанные в литературе причины ложных тревог [4], влияние ложных факторов [7] и требования к работе с редкими аномальными событиями во временных рядах [1, 2].

Таблица 1

Группы признаков для прогноза ложных срабатываний дымовых извещателей

Группа признаков	Содержание группы	Примеры полей (формат)
Событийные	код события, тип (тревога/неисправность/восстановление), длительность, частота повторов	event_code (кат.), event_type (кат.), event_duration (числ.)
Диагностические	ошибки связи, обрыв/КЗ шлейфа, качество канала, пропуски пакетов	comm_error (бул.), link_quality (числ./кат.)
Питание	переход на резерв, провалы, нестабильность напряжения	power_fail (бул.), backup_on (бул.)
Эксплуатация помещения	режим работы, вентиляция, технологические процессы	occupancy_mode (кат.), ventilation_state (кат.)
Загрязнение/аэрозоли	признаки запыленности, пар, аэрозольные работы	aerosol_flag (бул.), humidity_proxu (числ.)
Регламент обслуживания	факт/дата обслуживания, настройка чувствительности, замена	service_flag (бул.), sensitivity_level (кат.)
Контекст системы	соседние извещатели в зоне, групповые срабатывания, корреляции	zone_alarm_count (числ.), neighbor_events (числ.)

Базовая операция предобработки – приведение разнородных данных к общей временной сетке. Шаг дискретизации Δt принимается равным 1 с, что соответствует типовой частоте опроса адресно-аналоговых систем. Агрегация событий внутри окна наблюдения L реализуется путем подсчета частоты диагностических ошибок и усреднения аналоговых значений телеметрии (уровня запыленности, напряжения). Что позволяет зафиксировать не только факт помехи, но и плотность событий, предшествующих ложным срабатываниям.

Фильтрация выбросов и аномальных точек выполняется двумя слоями. Первый слой – статистический фильтр для быстрых выбросов во временных рядах, применимый до обучения нейросети. Второй слой – логические правила по эксплуатационным журналам: исключение периодов ремонтных работ или регламентных проверок, если по документам они приводят к тестовым срабатываниям, не относимым к ложным тревогам в прикладной трактовке. Результаты эксперимента подтверждают, что предложенные алгоритмы позволяют фильтровать аномалии при различных значениях настраиваемых параметров [1].

Разделение на обучающую и тестовую части формируется с учетом редкости целевого события. В задачах диагностики технических объектов предложены алгоритмы формирования выборок, где учитываются временные зависимости и аномальные события, снижающие риск некорректной оценки качества. Например, анализ показывает, что адаптивное разбиение данных улучшает способность системы к идентификации аномалий по сравнению с классическим методом разбиения выборок. Алгоритм применим для задач диагностики оборудования в промышленности, где важно учитывать динамические изменения параметров и редкие аномальные события. Для оценки эффективности алгоритма было проведено сравнение с традиционными методами формирования выборок. Эксперимент показал, что предложенный метод позволяет улучшить качество классификации аномальных состояний оборудования [2].

Рекуррентная архитектура LSTM ориентирована на выделение временных зависимостей и инерционных эффектов в сигнале. Для инженерных временных рядов, порождаемых сенсорными и диагностическими каналами, в литературе описаны процедуры подбора параметров LSTM и оптимизации структуры под конкретный тип сигналов [6]. Благодаря универсальности ИНС такого типа часто используют в качестве основных для предсказания и определения разнообразных событий в цифровых последовательностях данных. В задачах прогнозирования сложных процессов нейросетевые модели рассматриваются как инструмент, способный работать с нелинейными зависимостями и авторегрессией в рядах, благодаря их способности изучать сложные взаимосвязи между данными, находить в них закономерности и обобщать их, предсказывая будущие результаты [5]. Применительно к пожарной сигнализации интерес представляет не пожар, а динамика, предшествующая ложным срабатываниям: рост частоты диагностических ошибок, нестабильность питания, повторяемость «предтревог», коррелированные события в зоне. В работе, посвященной прогнозированию ложных срабатываний дымовых извещателей с применением нейронной сети, показано, что по сравнению с существующими методами (ансамблевые модели, анализ временных рядов), подход LSTM использует исключительно временную динамику сигналов без необходимости в мультисенсорных данных, что делает его эффективным и легко интегрируемым в существующие системы [8].

В результате проектирования предлагается гибридная структура: входной блок LSTM обрабатывает последовательность X_t ; выход скрытого состояния h_t объединяется с набором статических признаков z (тип помещения, тип извещателя, параметры монтажа и обслуживания); далее применяются полносвязные слои и сигмоидальная функция на выходе для оценки вероятности события.

Для прикладной эксплуатации качество прогноза связывается с двумя требованиями: минимизация пропусков потенциально проблемных ситуаций и ограничение числа ложных предупреждений от модуля прогнозирования. Поэтому оценки строятся на матрице ошибок.

Пусть TP – число верных прогнозов ложной тревоги; FP – число ложных предупреждений; TN – число верных прогнозов «нет ложной тревоги»; FN – число пропусков. Тогда используются:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, Recall = \frac{TP}{TP + FN}, F1 = 2.$$

Таблица 2

Метрики качества прогноза и интерпретация для эксплуатации

Метрика	Формула	Эксплуатационная интерпретация
Precision	$TP/(TP + FP)$	доля предупреждений, подтвердившихся как ложные
Recall	$TP/(TP + FN)$	доля ложных тревог, предсказанных заранее
F1	$2PR/(P + R)$	компромисс между Precision и Recall
FAR	$FP/(FP + TN)$	частота ложных предупреждений модуля прогнозирования

Результат аналитического проектирования – воспроизводимая схема внедрения. На уровне эксплуатации модуль прогнозирования формирует предупреждение с заданным интервалом Δt и направляет его в регламент обслуживания: проверка чистоты извещателя, контроль размещения относительно вентиляции, анализ питания, диагностика линии. Перечни причин ложных тревог и мер противодействия подробно систематизированы в инженерных обзорах² и исследованиях надежности [4]; влияние среды и ложных факторов на срабатывание извещателей уточняется в работах по дымовой среде [7].

Отдельный результат связан с требованиями к интеграции: при внедрении предиктивной аналитики в инженерные процессы целесообразно описывать взаимодействие алгоритма, данных и пользователя как часть единой информационной среды предприятия. Разбиение вариантов исполнения предлагается в качестве основы для составления и разметки данных обучающих выборок для генеративных моделей и выступает ориентиром для формирования последующих запросов [11].

Обсуждение

Выбор LSTM оправдан тем, что ложной тревоге часто предшествует последовательность диагностических событий, повторяемостью предтревог, короткими сбоями питания, коррелированными сигналами в зоне. Линейные модели и простые правила теряют информацию о форме траектории во времени, а рекуррентная сеть способна выделять повторяющиеся шаблоны. При этом интерпретируемость решения остается проблемной.

Для предотвращения снижения качества прогноза из-за изменения условий на объекте функционирование модуля реализуется в виде строгого итерационного цикла:

1. Сбор эксплуатационных данных.
2. Дообучение модели.

² Зайцев А.В. Ложные срабатывания СПС и как с ними бороться. URL: <https://www.secuteck.ru/articles/lozhnye-srabatyvaniya-sps-i-kak-s-nimi-borotsya> (дата обращения: 26.12.2025).

3. Контроль качества.
4. Корректировка порогов срабатывания.
5. Обновление регламента технического обслуживания.

Практическое применение результатов прогноза интегрируется напрямую в графики технического обслуживания. Например, если LSTM-модель фиксирует устойчивый рост базового уровня запыленности камеры с наложением кратковременных помех связи, предиктивный модуль за 14 дн. до расчетного момента ложного срабатывания формирует уведомление. В регламент автоматически добавляется задача внеплановой очистки оптической камеры и проверка контактов базы извещателя в помещении. Таким образом, осуществляется переход от устранения поломок к предотвращению ложных тревог.

Прогноз ложной тревоги не вмешивается в алгоритм оповещения и управления эвакуацией. С точки зрения безопасности предпочтительна архитектура, где предиктивный модуль работает параллельно, формируя уведомления только для эксплуатационных подразделений, без влияния на выдачу сигнала «пожар» и управление исполнительными устройствами.

Программная реализация и оценка эффективности модели

Программная реализация предиктивного модуля выполнена на языке программирования Python с использованием библиотек глубокого обучения TensorFlow и Keras, а также Pandas для агрегации временных рядов.

Исходным набором данных послужили результаты серии стендовых испытаний, проведенных в лаборатории пожарной безопасности Уфимского государственного нефтяного технического университета. Использование изолированного испытательного стенда позволило получить временные ряды работы извещателей при воздействии реальных факторов пожара и помех (водяной пар, табачный дым, пыль).

Экспериментальное тестирование модели продемонстрировало высокие показатели: общая точность (Accuracy) на валидационной выборке достигла 92 %. Оценка регрессионной составляющей показала минимальные отклонения, средняя абсолютная ошибка (MAE) составила 0,05. Значения метрик Precision и Recall превысили 0,9, что доказывает принципиальную способность LSTM-архитектуры эффективно различать факторы ложных срабатываний.

Заключение

1. Сформирована постановка прогноза ложных срабатываний дымовых извещателей как задачи бинарной классификации по значениям временных рядов с интервалом упреждения Δt . Задана система обозначений и логика интерпретации результата в регламенте обслуживания.

2. Определена структура данных и групп признаков, согласованная с типовыми причинами ложных срабатываний.

3. Предложен воспроизводимый конвейер подготовки данных и обучения нейросети на Python. Практическая апробация разработанной модели на базе двуслойной архитектуры LSTM подтвердила высокую эффективность подхода при тестировании на стендовых данных. Достигнута общая точность классификации (Accuracy) на уровне 92 %, метрики Precision и Recall превысили 0,9, а средняя абсолютная ошибка (MAE) составила 0,05.

Использование данного алгоритма позволяет выявлять предаварийные состояния (например, постепенное запыление оптической камеры) с высоким горизонтом упреждения и формировать уведомления.

Список источников

1. Гильмуллин Т.М., Гильмуллин М.Ф. Быстрый поиск аномалий в числовых рядах при помощи модифицированного метода Хампеля // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2023. Т. 11. № 4. DOI: 10.26102/2310-6018/2023.43.4.030
2. Чирков А.В. Алгоритм формирования обучающих и тестовых выборок для анализа характера данных // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2024. Т. 12. № 4. DOI: 10.26102/2310-6018/2024.47.4.014
4. Причины неисправностей средств противопожарной защиты образцов вооружения и военной техники / А.И. Зайцев [и др.] // Вопросы оборонной техники. Сер. 16: Технические средства противодействия терроризму. 2022. № 7–8 (157–158). С. 20–29. DOI: 10.53816/23061456_2022_5–6_156
5. Обеспечение надежности систем пожарной сигнализации: проблемы и перспективы / А.А. Снежко [и др.] // Сибирский пожарно-спасательный вестник. 2024. № 4 (35). С. 143–149. DOI: 10.34987/vestnik.sibpsa.2024.89.77.016
6. Кумратова А.М., Чумаренко К.Э. Прогнозирование сложных процессов нейронными сетями // Современная экономика: проблемы и решения. 2023. № 3 (159). С. 27–36. DOI: 10.17308/meps/2078-9017/2023/3/27-36
7. Применение искусственных нейронных LSTM-сетей для оперативного анализа акустических, магнитных и вибрационных полей / В.В. Гравиров [и др.] // Наука и технологические разработки. 2023. Т. 102. № 1. С. 40–64. DOI: 10.21455/std2023.1-3
8. Влияние концентрации дыма и ложных факторов на срабатывание автоматической пожарной сигнализации / Э.Ф. Рахматуллина [и др.] // Вестник Санкт-Петербургского университета ГПС МЧС России. 2025. № 3. С. 1–12. DOI: 10.61260/2218-130X-2025-3-1-12
9. Прогнозирование ложных срабатываний дымовых пожарных извещателей с помощью нейронной сети / И.Ф. Хафизов [и др.] // Сибирский пожарно-спасательный вестник. 2025. № 2 (37). С. 111–120. DOI: 10.34987/vestnik.sibpsa.2025.17.70.008
10. Kim D., Lee S., Jeong Yu. False alarm suppression in fire alarm systems using ensemble learning of heterogeneous sensors // Fire Safety Journal. 2023. Vol. 138. P. 103798. DOI: 10.1016/j.firesaf.2023.103798
11. Lee S., Park J., Kim H. Development of an intelligent fire detector based on convolutional neural network for discriminating false alarms // IEEE Access. 2022. Vol. 10. P. 54567–54578. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3175968
12. Терехин М.А., Иващенко А.В., Кулаков Г.А. Концептуальный подход к интеграции искусственного интеллекта в инженерную деятельность // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2025. Т. 13. № 2. DOI: 10.26102/2310-6018/2025.49.2.031

References

1. Gil'mullin T.M., Gil'mullin M.F. Bystryj poisk anomalij v chislovyh ryadah pri pomoshchi modifitsirovannogo metoda Hampelya // Modelirovanie, optimizaciya i informacionnye tekhnologii. 2023. T. 11. № 4. DOI: 10.26102/2310-6018/2023.43.4.030
2. Chirkov A.V. Algoritm formirovaniya obuchayushchih i testovyh vyborok dlya analiza haraktera dannyh // Modelirovanie, optimizaciya i informacionnye tekhnologii. 2024. T. 12. № 4. DOI: 10.26102/2310-6018/2024.47.4.014
3. Prichiny neispravnostej sredstv protivopozharnoj zashchity obrazcov vooruzheniya i voennoj tekhniki / A.I. Zajcev [i dr.] // Voprosy oboronnoj tekhniki. Ser. 16: Tekhnicheskie sredstva protivodejstviya terrorizmu. 2022. № 7–8 (157–158). S. 20–29. DOI: 10.53816/23061456_2022_5–6_156
4. Obespechenie nadezhnosti sistem pozharnoj signalizacii: problemy i perspektivy / A.A. Snezhko [i dr.] // Sibirskij pozharno-spasatel'nyj vestnik. 2024. № 4 (35). S. 143–149. DOI: 10.34987/vestnik.sibpsa.2024.89.77.016
5. Kumratova A.M., Chumarenko K.E. Prognozirovanie slozhnyh processov nejronnymi setyami // Sovremennaya ekonomika: problemy i resheniya. 2023. № 3 (159). S. 27–36. DOI: 10.17308/meps/2078-9017/2023/3/27-36

6. Primenenie iskusstvennyh nejronnyh LSTM-setej dlya operativnogo analiza akusticheskikh, magnitnyh i vibracionnyh polej / V.V. Gravirov [i dr.] // Nauka i tekhnologicheskie razrabotki. 2023. T. 102. № 1. S. 40–64. DOI: 10.21455/std2023.1-3

7. Vliyanie koncentracii dyma i lozhnyh faktorov na srabatyvanie avtomaticheskoy pozharnoj signalizacii / E.F. Rahmatullina [i dr.] // Vestnik Sankt-Peterburgskogo universiteta GPS MCHS Rossii. 2025. № 3. S. 1–12. DOI: 10.61260/2218-130X-2025-3-1-12

8. Prognozirovanie lozhnyh srabatyvanij dymovyh pozharnykh izveshchatelej s pomoshch'yu nejronnoj seti / I.F. Hafizov [i dr.] // Sibirskij pozharno-spasatel'nyj vestnik. 2025. № 2 (37). S. 111–120. DOI: 10.34987/vestnik.sibpsa.2025.17.70.008

9. Kim D., Lee S., Jeong Yu. False alarm suppression in fire alarm systems using ensemble learning of heterogeneous sensors // Fire Safety Journal. 2023. Vol. 138. P. 103798. DOI: 10.1016/j.firesaf.2023.103798

10. Lee S., Park J., Kim H. Development of an intelligent fire detector based on convolutional neural network for discriminating false alarms // IEEE Access. 2022. Vol. 10. P. 54567–54578. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3175968

13. Terekhin M.A., Ivashchenko A.V., Kulakov G.A. Konceptual'nyj podhod k integracii iskusstvennogo intellekta v inzhenernyu deyatel'nost' // Modelirovanie, optimizaciya i informacionnye tekhnologii. 2025. T. 13. № 2. DOI: 10.26102/2310-6018/2025.49.2.031

Информация о статье:

Статья поступила в редакцию: 13.01.2026; одобрена после рецензирования: 05.02.2026; принята к публикации: 11.03.2026

The information about article:

The article was submitted to the editorial office: 13.01.2026; approved after review: 05.02.2026; accepted for publication: 11.03.2026

Сведения об авторах:

Рахматуллина Элина Фанисовна, старший преподаватель кафедры математики; аспирант кафедры «Пожарная безопасность» Уфимского государственного нефтяного технического университета (450064, г. Уфа, ул. Космонавтов, д. 1), e-mail: rahmatullina_elina@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0007-6980-2027>, SPIN-код: 9497-9755

Хафизов Ильдар Фанилевич, профессор кафедры «Пожарная и промышленная безопасность» Уфимского государственного нефтяного технического университета (450064, г. Уфа, ул. Космонавтов, д. 1), доктор технических наук, профессор, e-mail: ildar.hafizov@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-2638-9937>

Павлова Зухра Хасановна, профессор кафедры «Электротехника и оборудование предприятий»; директор института цифровых систем, автоматизации и энергетики Уфимского государственного нефтяного технического университета (450064, г. Уфа, ул. Космонавтов, д. 1), доктор технических наук, доцент, e-mail: zpavlova@mail.ru, SPIN-код: 2850-8500

Information about the authors:

Rakhmatullina Elina F., senior lecturer of information technology and applied mathematics; postgraduate student of the department of fire safety of Ufa state petroleum technological university (450064, Ufa, Kosmonavtov Str., 1), e-mail: rahmatullina_elina@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0007-6980-2027>, SPIN: 9497-9755

Khafizov Ildar F., professor of the department of «Fire and Industrial Safety» of Ufa state petroleum technological university (450064, Ufa, Kosmonavtov Str., 1), doctor of engineering sciences, professor, e-mail: ildar.hafizov@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-2638-9937>

Pavlova Zukhra Kh., professor of electrical engineering and electrical facilities of enterprises department; director of institute of digital systems, automation and energy of Ufa state petroleum technological university (450064, Ufa, Kosmonavtov str., 1), doctor of engineering sciences, associated professor, e-mail: zpavlova@mail.ru, SPIN: 2850-8500