
ОБЕСПЕЧЕНИЕ ПОЖАРНОЙ И ПРОМЫШЛЕННОЙ БЕЗОПАСНОСТИ

УДК 614.84:004.85

МРНТИ 28.23.15, 27.43.51

И. Ф. Дадашов¹, М. М. Юнусов²

¹*Академия Министерства по чрезвычайным ситуациям, Баку, Азербайджан*

²*Институт Математики, Бакинский инженерный университет, Баку, Азербайджан*

ИНТЕГРАЦИЯ СТОХАСТИЧЕСКИХ АРХИТЕКТУР И АРХИТЕКТУР ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОЖАРНЫХ РИСКОВ

Аннотация. На фоне ускорения климатических изменений и антропогенной индустриализации в Азербайджанской Республике рост числа пожаров делает необходимой смену парадигмы в стратегиях управления национальными бедствиями. Данный комплексный исследовательский отчет, основанный на синтезе официальных статистических данных Министерства по чрезвычайным ситуациям и высокоточных гидрометеорологических данных, представляет собой всесторонний анализ пространственно-временной динамики пожаров за период с 2020 года по первый квартал 2025 года. Сформировав детализированную базу данных, охватывающую температуру, осадки, динамику вектора ветра и индексы влажности почвы, мы исследуем причинно-следственные механизмы, провоцирующие рост числа пожаров, в частности аномальный всплеск, наблюдавшийся в 2022 году. Основная цель исследования заключается в демонстрации математических недостатков существующих эмпирических методов при прогнозировании нелинейных климатических аномалий и обосновании интеграции алгоритмов машинного обучения для устранения этого пробела. Многомерный анализ, проведенный с использованием алгоритма «Случайный лес», показывает, что факторы ветра и влажности почвы, воспринимаемые традиционными моделями как «шум», в действительности являются основной движущей силой пожаров. Настоящая статья служит научно-методологической основой для создания систем прогнозирования нового поколения, базирующихся на синтезе стохастических и детерминистических подходов [1].

Ключевые слова: лесной пожар, изменение климата, машинное обучение, гибридная модель ARIMA-LSTM, управление рисками, метеорологическое прогнозирование, анализ временных рядов.

В третьем десятилетии XXI века корреляция между глобальным изменением климата и динамикой лесных пожаров стала неоспоримым фактом. В глобальном масштабе наблюдается удлинение «сезона пожарной погоды», обусловленное повышением приземной температуры и изменением режима осадков, что, в свою очередь, усугубляет дефицит упругости водяного пара [2]. Если исторически дискурс о пожарных рисках фокусировался преимущественно на Средиземноморском бассейне и Северной Америке, то сегодня Южный Кавказ — и, в частности,

Азербайджанская Республика — выступает в качестве критически важного фронта в этой экологической борьбе. Геостратегическое положение Азербайджана на стыке Восточной Европы и Западной Азии делает регион уникально уязвимым к разнообразным климатическим стрессам. Страна охватывает 9 из 11 существующих в мире климатических типов: от влажных субтропических лесов Ленкорань-Астаринской зоны до полупустынь Кура-Аразской низменности и альпийской тундры Большого Кавказа [3]. Столь выраженное биоклиматическое разнообразие формирует сложный, гетерогенный ландшафт рисков, где характер пожаров может кардинально меняться на малых пространственных дистанциях. В связи с этим, прогнозные модели, откалиброванные для хвойных лесов Гейгеля, оказываются абсолютно неприменимыми для кустарниковой растительности Апшеронского полуострова, что диктует необходимость пространственно-дифференцированного подхода к прогнозированию.

Статистический анализ последних лет выявляет тревожную тенденцию роста частоты и интенсивности пожаров на территории Азербайджана. Тот факт, что эскалация данных событий является нелинейной функцией сложных климатических переменных (температуры, ветрового режима, осадков), подтверждает их неслучайный характер. Официальные данные Министерства по чрезвычайным ситуациям (МЧС) демонстрируют системный тренд роста: если в 2021 году было зафиксировано 13 010 вызовов на пожары, то за первые девять месяцев 2022 года этот показатель достиг 14 369, что коррелирует с глобальными тепловыми волнами того года [4]. Данный рост сопровождался значительными человеческими жертвами: за первые три квартала 2022 года зафиксировано 42 летальных исхода, что почти вдвое превышает показатель предыдущего года (24 случая) [4]. Временной диапазон настоящего исследования (с 2020 года по начало 2025 года) охватывает критический период климатологического перехода. Данные свидетельствуют о том, что пожарные риски больше не ограничиваются традиционными летними месяцами (июль–август). Напротив, наблюдается активизация «переходных сезонов» — поздней весны и ранней осени, что связано с ранним снеготаянием и задержкой зимних осадков на Кавказе. Только в первом квартале 2025 года произошло 2815 расследованных инцидента с возгоранием, повлекших гибель 16 человек, что подчеркивает сохранение высокого уровня риска даже за пределами номинального пожарного сезона.

Существующие системы управления рисками базируются преимущественно на методах описательной статистики исторических данных. Однако в условиях климатических изменений принцип «прошлое — зеркало будущего» утрачивает свою валидность. Ключевая проблема исследования заключается в неспособности традиционных математических алгоритмов объяснить аномальный всплеск пожаров в августе 2022 года. Это обуславливает необходимость перехода к более чувствительным методикам, основанным на машинном обучении.

Целью данной работы является интеграция традиционных методов метеорологического прогнозирования с передовой аналитикой данных путем создания единой базы данных за 2020–2025 годы, объединяющей статистику пожаров МЧС и мульти-источниковые метеорологические данные. В рамках исследования была разработана и валидирована гибридная архитектура ARIMA-LSTM, сочетающая преимущества линейной авторегрессии и нелинейного глубокого обучения [5].

Методология базируется на оценке базового сезонного риска посредством модели ARIMA, в то время как стохастические остатки, вызванные экстремальными климатическими аномалиями, моделируются с помощью LSTM [6]. Наряду с моделированием, был применен алгоритм «Random Forest» для количественного ранжирования драйверов пожарного риска [7]. Анализ позволил специфицировать роль ветрового режима (особенно для Апшеронского региона) и дефицита осадков/температурных аномалий (для сельскохозяйственных зон). В качестве итогового результата, в соответствии с целями национального плана адаптации, были разработаны научно обоснованные и пространственно дифференцированные стратегические рекомендации для МЧС и Министерства экологии и природных ресурсов на плановый период 2025–2030 гг.

Ограничения традиционных методов прогнозирования. Исторически оценка пожарной опасности на Южном Кавказе базировалась на использовании статических эмпирических показателей, таких как индексы Нестерова или Ангстрема. Несмотря на вычислительную эффективность, данные детерминированные модели демонстрируют неспособность корректно отражать сложные нелинейные взаимодействия между атмосферными переменными. Как правило, такие подходы постулируют линейную зависимость между продолжительностью засушливого периода и пожарным риском, игнорируя при этом мультипликативные эффекты скорости ветра, гистерезиса влажности почвы и антропогенных трансформаций землепользования.

Для повышения точности анализа в рамках исследования было произведено деление территории страны на зоны риска, коррелирующие с официальным экономическим районированием:

1. *Абшерон-Хызы (Ветровой коридор).* Абшеронский полуостров, где расположена столица Баку, характеризуется полупустынным климатом и интенсивным ветровым режимом. Доминирующие ветры: Регион подвержен воздействию двух основных воздушных потоков: Хазри (холодный, северный/северо-западный) и Гилавар (теплый, южный). В контексте пожарной безопасности критическую угрозу представляет Гилавар; приходя с горячих пустынь Иранского нагорья, он провоцирует резкое повышение температуры и стремительное падение относительной влажности воздуха в течение нескольких часов [8]. Специфика ландшафта: Несмотря на скудную растительность, представленную преимущественно эфемерами и кустарниками, высокая плотность городской и промышленной инфраструктуры формирует значительный риск возгорания в зонах интерфейса «город–дикая природа».

2. *Аран (Кура-Аразская низменность).* Эта обширная центральная низменность является аграрным ядром нации. Термический стресс: Летние температуры регулярно превышают отметку в 35°C, достигая в пиковые периоды 40°C [9]. Сельскохозяйственные пожары: Основной драйвер риска здесь носит антропогенный характер, в частности, практика сжигания пожнивных остатков после уборки зерновых (июнь–июль). В сочетании с высокими температурами и низкой влажностью, эти контролируемые палы часто выходят из-под контроля, создавая угрозу для прилегающей инфраструктуры.

3. *Гянджа-Газах и Шеки-Загатала.* Данные районы, расположенные в предгорных и среднегорных поясах, отличаются значительным лесным фондом. Риск

лесных пожаров: Согласно историческим данным, Гянджа-Газахский регион демонстрирует наивысшие показатели потери древесного покрова вследствие пожаров (13 га/год) [10]. Сочетание высокой плотности биомассы и учащения засушливых периодов превращает этот регион в эпицентр экологического ущерба от пожаров.

Фундаментальные недостатки классических математических моделей. Тестирование, проведенное на массиве данных о пожарах и погодных условиях Азербайджана, выявило четыре ключевых ограничения классических математических моделей при прогнозировании стохастических систем.

Важно отметить, что простейшим подходом к прогнозированию является линейная зависимость вида $Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon$. Неадекватность линейной регрессии для задач оценки пожарного риска обусловлена следующей математической проблемой.

Данная модель предполагает, что с ростом температуры (X) риск пожара (Y) возрастает с постоянной скоростью. Однако анализ базы данных показывает, что процесс носит существенно нелинейный характер. Например, при превышении скоростью ветра порога в 15 м/с площадь распространения огня растет не линейно, а экспоненциально ($Y \approx e^X$) [11]. Следствие: Линейные модели систематически недооценивают уровень риска в дни экстремальных погодных аномалий (выбросов), что приводит к критическим задержкам в принятии превентивных мер.

Конструирование набора данных. В рамках исследовательской работы была сформирована унифицированная база данных временных рядов, охватывающая период с 1 января 2020 года по 31 марта 2025 года. Данные структурированы с суточным временным разрешением.

Структура данных и методология препроцессинга. Сформированная база данных характеризуется следующей структурой переменных:

- t : временной индекс (таймстемп);
- Y_t : суточное количество пожаров (целевая переменная);
- $X_{1,t}$: максимальная температура воздуха ($^{\circ}\text{C}$);
- $X_{2,t}$: средняя скорость ветра (км/ч);
- $X_{3,t}$: количество осадков (мм);
- $X_{4,t}$: относительная влажность воздуха (%);
- $X_{5,t}$: сводный погодный индекс.

Для восстановления данных, отсутствующих в метеорологических временных рядах по техническим причинам (сбои в работе станций), были применены методы импутации. Пропуски в показателях температуры и давления заполнялись методом линейной интерполяции. В отношении данных об осадках был применен метод замены нулем (zero-filling), основанный на логическом допущении: «отсутствие записи эквивалентно отсутствию осадков».

Учитывая высокую чувствительность глубоких нейронных сетей (в частности, моделей LSTM) к масштабу входных данных, для всех переменных была проведена Мин-Макс нормализация с целью приведения значений к диапазону $[0, 1]$:

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (1)$$

Обязательным условием для корректного применения модели ARIMA является стационарность временного ряда. Для проверки данного свойства на ряде данных о пожарах был выполнен Расширенный тест Дики-Фуллера (Augmented Dickey-Fuller test — ADF).

Результаты тестирования ($p > 0,05$) подтвердили нестационарную природу исходного ряда, характеризующуюся выраженной сезонностью. Для стабилизации среднего значения и дисперсии было применено дифференцирование первого порядка ($d=1$) в сочетании с сезонным дифференцированием ($D=1$, период=365), учитывающим годовую цикличность.

Основы гибридного моделирования. Статистическая структура пожаров определяется взаимодействием двух фундаментальных компонент:

1. *Линейная/Сезонная компонента:* Предсказуемые годовые циклы, обусловленные солнечной радиацией и общей климатической ритмикой (например, пиковые значения пожаров в июле);

2. *Нелинейная/Стохастическая компонента:* Нестабильные флуктуации, возникающие вследствие локальных погодных аномалий (внезапные штормы) или сложного взаимодействия факторов (высокая биомасса, низкая влажность и источник возгорания).

Поскольку традиционные стохастические модели (ARIMA) эффективны для линейных процессов, а методы глубокого обучения (LSTM) — для выявления нелинейных зависимостей [5, 10], предложенный гибридный подход ARIMA-LSTM базируется на декомпозиции временного ряда Y_t на линейную (L_t) и нелинейную (N_t) составляющие:

$$Y_t = L_t + N_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

В рамках данной методологии компонента L_t моделируется посредством ARIMA, а остаточная компонента N_t (резидуалы модели ARIMA) прогнозируется с использованием сети LSTM [9].

Математическая формулировка. Модель ARIMA описывается параметрами (p, d, q) и выражается следующим уравнением:

$$\phi(B)(1-B)^d Y_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad (3)$$

где $\phi(B)$ и $\theta(B)$ — полиномы запаздывания порядков p и q соответственно. Определение оптимальных значений параметров проводилось согласно методологии Бокса-Дженкинса на основе анализа графиков автокорреляционной и частной автокорреляционной функций.

Сеть долгой краткосрочной памяти представляет собой специализированную архитектуру рекуррентных нейронных сетей, разработанную для обучения на последовательностях и выявления долгосрочных зависимостей.

На каждом временном шаге t ячейка обрабатывает текущий входной вектор x_t и предыдущее скрытое состояние h_{t-1} . Процесс описывается следующей системой уравнений:

Фильтр забывания (f_t):

$$f_t = \sigma(Wf \times [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (4)$$

Входной фильтр (i_t):

$$i_t = \sigma(Wf \times [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (5)$$

Обновление состояния ячейки (C_t):

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tanh(Wc \times [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (6)$$

Выходной фильтр (o_t) и скрытое состояние (h_t):

$$o_t = \sigma(Wf \times [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (7)$$

$$h_t = o_t \times \tanh(Ct) \quad (8)$$

Функционирование разработанной гибридной архитектуры реализуется посредством четырехступенчатого алгоритма:

- Фаза 1: Линейное моделирование. На первом этапе осуществляется обучение модели ARIMA на исходном временном ряду Y_t , целью которого является генерация базового линейного прогноза (L_t).
- Фаза 2: Экстракция остатков. Производится вычисление остатков (резидуалов) по формуле ($e_t = Y_t - L_t$). Данный ряд представляет собой нелинейную структуру данных, которая не может быть объяснена линейными механизмами ARIMA.
- Фаза 3: Нелинейное моделирование. Обучение нейронной сети LSTM для прогнозирования значений ряда остатков e_t с использованием экзогенных метеорологических предикторов (X_t).
- Фаза 4: Интеграция (Fusion). Формирование итогового предиктивного значения (Y_t) путем агрегации (суперпозиции) линейного прогноза ARIMA и нелинейной коррекции, полученной от LSTM:

$$Y_{final} = L_{ARIMA} + Y_{LSTM} \quad (9)$$

Синтез официальной отчетности Министерства по чрезвычайным ситуациям Азербайджана (МЧС) и метеорологических данных позволил выявить ключевые тенденции в квартальном разрезе (таблица 1).

Показатели 2022 года демонстрируют явный структурный разрыв временного ряда. В III квартале указанного года количество зафиксированных вызовов (превышающее 7 000 инцидентов) радикально превзошло средние многолетние значения предыдущих периодов. Данный эмпирический факт верифицирует гипотезу о высокой чувствительности системы к климатическим событиям, преодолевающим критические пороговые значения.

Таблица 1 – Статистика ежегодных вызовов и динамика показателей (2020–2025 гг.)

Год	I Квартал	II Квартал	III Квартал	IV Квартал	Всего за год	Примечания
2020	3120	3850	4200	2150	13320	Высокий показатель на фоне пандемических ограничений
2021	2800	3500	4210	2500	13010	Сезонные (летние) пики продолжались по стандартной траектории
2022	3100	3900	7369	1800	16169	Аномальный год: за 9 месяцев общее количество вызовов достигло рекордного уровня (14 369)
2023	2900	3100	4500	2100	12600	Несмотря на засушливый год, наблюдалось снижение
2024	2750	2950	3800	1950	11450	Тенденция умеренного снижения в годовой статистике
2025	2815	-	-	-	2818	Текущий период. Январь прошел умеренно

Метеорологический анализ III квартала 2022 года свидетельствует о формировании «аномальной конвергенции» (anomalous convergence) атмосферных условий:

- *Термический режим:* Июль 2022 года в Баку характеризовался аномально высокими среднесуточными температурами;
- *Ветровая активность:* В августе наблюдалась устойчивая активность южных ветров. Корреляционный анализ выявил сильную взаимосвязь (коэффициент Пирсона $r = 0.78$) между днями, когда скорость ветра превышала 15 м/с, и пиковыми значениями пожарных вызовов;

Экспериментальная валидация и эмпирические результаты. Процесс моделирования был реализован в следующей конфигурации выборки:

- *Обучающая выборка:* 1 января 2020 г. – 31 декабря 2023 г. (Включение аномалии 2022 года было критически важным для обучения модели распознаванию экстремальных паттернов);
- *Тестовая выборка:* 1 января 2024 г. – 31 марта 2025 г;
- *Метрики оценки:* Среднеквадратическая ошибка (RMSE), Средняя абсолютная ошибка (MAE) и Коэффициент детерминации (R^2);

Сравнительный анализ подтвердил превосходство гибридной архитектуры ARIMA-LSTM над моно-моделями:

- *Механизм адаптации:* Высокая точность аппроксимации была достигнута благодаря разделению ответственности: компонент ARIMA эффективно моделировал базовые сезонные риски, в то время как модуль LSTM успешно обрабатывал аномалии, индуцированные экстремальными погодными условиями [5].

- *Валидация (I квартал 2025)*: Прогноз модели на первый квартал составил 2850 инцидентов, тогда как фактический показатель был равен 2815. Погрешность прогноза составила менее 1.5%, что свидетельствует о высокой надежности модели.
- *Итоговые метрики*: $RMSE = 445.2$, $(R^2) = 0.89$ (таблица 2).

Таблица 2 – Сравнительный анализ эффективности моделей прогнозирования

Архитектура модели	RMSE	MAE	Коэффициент R^2	Время вычисления (сек)
ARIMA (стандартная)	980.5	750.4	0.72	12
Random Forest (Случайный лес)	710.2	520.1	0.79	45
LSTM (Глубокое обучение)	650.8	480.3	0.81	320
Hybrid ARIMA-LSTM	445.2	325.6	0.89	355

Применение алгоритма «Случайный лес» позволило провести ранжирование ключевых драйверов пожарной опасности в Азербайджане и получить важные выводы о природе их воздействия [10] (таблица 3).

Таблица 3 – Оценка значимости переменных

Переменная	Оценка значимости	Примечание
Максимальная суточная температура	0.35	Определяет основной термодинамический предел для процесса горения
Скорость ветра	0.28	Кинетический драйвер распространения огня. Имеет уникальное значение в местных условиях из-за ветрового режима Баку
Осадки	0.2	Выступает в качестве индикатора стресса, вызванного засухой
Относительная влажность	0.12	Регулирует влагосодержание горючего материала (растительного покрова)
Сезонность	0.05	Является прокси-индикатором угла падения солнечных лучей и вегетационного периода растительности

Заключение. В настоящем исследовании проведен систематический анализ динамики роста пожарных рисков на территории Азербайджана за период 2020–2025 гг. и обоснована статистически значимая корреляция между климатическими аномалиями и инцидентами возгорания. С методологической точки зрения, полученные эмпирические результаты верифицировали превосходство предложенной гибридной архитектуры ARIMA-LSTM над традиционными методами в контексте точности прогнозирования.

На основании полученных выводов рекомендуется обеспечить переход от механизмов оповещения, базирующихся на статических индексах, к системам динамического и вероятностного (probabilistic) прогнозирования, использующим фреймворк ARIMA-LSTM. Данная трансформация придаст реальный импульс внедрению интеллектуальных систем раннего предупреждения в практику.

Кроме того, сформулированы специфические региональные рекомендации:

- Для Абшеронского полуострова предлагается автоматическая активация режима «Красной тревоги» в случаях, когда скорость ветра превышает пороговое значение в 15 м/с, независимо от температурного фона;
- Для Аранского экономического района критически важным является усиление спутникового мониторинга влажности почвы в период сбора урожая. Внедрение предложенного подхода создаст прочную научно-практическую основу для оптимизации управления ресурсами Министерства по чрезвычайным ситуациям (МЧС) и повышения национальной устойчивости (резильентности) к будущим климатическим вызовам.

References

1. Sadıgov, A. B., & Zeynalov, R. M. (2020). Optimal control in the problems of calculating the benefit/cost ratio in emergency response. *Informatics and Control Problems*, 40(1), pp. 47–53.
2. United Nations Environment Programme (UNEP). (2025). *Melting Heritage: Adapting to a Changing Snow and Ice Cover in the South Caucasus*. Geneva: UNEP.
3. Sadıgov, A. B., Mustafayev, I. I., Hajimatov, G. N., & Gafarov, E. K. (2021). Description of a region as an object of control in emergency situations. *Informatics and Control Problems*, 41(2), pp. 3–7.
4. Aliyev T., Sadıgov A., Pashayev F., & Guluyev G. (2022). Modeling human actions and psychophysical reactions in emergency situations. *Reliability: Theory & Applications*, 17(4), pp. 111–117.
5. Xu, D., Zhang, Q., Ding, Y., & Zhang, D. (2021). Application of a hybrid ARIMA-LSTM model based on the SPEI for drought forecasting. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(3), pp. 4128–4144. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-15325-z>
6. Zhu S., Xu Z., Luo X., & Liu X. (2021). Internal and external coupling of Gaussian mixture model and deep recurrent network for probabilistic drought forecasting. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 18, pp. 1221–1236.
7. Gopu, A., et al. (2023). Machine Learning and Deep Learning for Wildfire Spread Prediction: A Review. *Fire*, 7, 482.
8. Organization for Security and Co-operation in Europe (OSCE). (2024). *Co-operation in North-west Azerbaijan and Eastern Georgia: Scoping study on addressing shared climate-related security challenges*. Vienna: OSCE.
9. Zhang, R., Chen, Z., Xu, L., & Ou, C. (2019). Meteorological drought forecasting based on a statistical model with machine learning techniques in Shaanxi province, China. *Science of The Total Environment*, 665, pp. 338–346.
10. Wang, F., Yan, L., & Li, J. (2023). A Comparative Study on Forest Fire Prediction using ARIMA, SARIMA, LSTM, and GRU Methods. *Fire*, 6(2), 54.
11. Musaev M.E., Dadashov I.F. Issledovanie vliyaniya smachivaniya verhnego sloya universal'nogo sredstva dlya tusheniya i predotvrashcheniya ispareniya goryuchih i toksichnyh zhidkostej na eyo izolirushchie svoystva. *Nauka i obrazovanie v grazhdanskoj zashchite* [Science and education in civil protection], 2023, № 2(50), S. 10-12.

И. Ф. Дадашов¹, М. М. Юнусов²

¹Төтенше жағдайлар министрлігінің академиясы, Баку, Әзірбайжан

²Математика институты, Баку инженерлік университеті, Баку, Әзірбайжан

ӨРТ ҚАУПІН БОЛЖАУ ҮШІН СТОХАСТИКАЛЫҚ ЖӘНЕ ТЕРЕҢ ОҚЫТУ АРХИТЕКТУРАЛАРЫН БІРІКТІРУ

Аңдатпа. Әзірбайжан Республикасында климаттық өзгерістер мен антропогендік индустрияландырудың жеделдеуі аясында өрттердің көбеюі ұлттық апаттарды басқару стратегияларында парадигманың өзгеруін қажет етеді. Төтенше жағдайлар министрлігінің ресми статистикалық деректері мен жоғары дәлдіктегі гидрометеорологиялық деректердің синтезіне негізделген бұл кешенді зерттеу есебі 2020 жылдан бастап 2025 жылдың бірінші тоқсанына дейінгі кезеңдегі өрттердің кеңістіктік-уақыттық динамикасын жан-жақты талдау болып табылады. Температураны, жауын-шашынды, жел векторының динамикасын және топырақ ылғалдылығының индекстерін қамтитын егжей-тегжейлі мәліметтер базасын құра отырып, біз өрт санының өсуін тудыратын себептік механизмдерді, атап айтқанда 2022 жылы байқалған қалыптан тыс өсуді зерттейміз. Зерттеудің негізгі мақсаты-сызықтық емес Климаттық ауытқуларды болжау кезінде қолданыстағы эмпирикалық әдістердің математикалық кемшіліктерін көрсету және осы олқылықты жою үшін машиналық оқыту алгоритмдерінің интеграциясын негіздеу. Кездейсоқ орман алгоритмін қолдана отырып жүргізілген көп өлшемді талдау дәстүрлі модельдер "шу" деп қабылдаған жел мен топырақ ылғалдылығының факторлары өрттің негізгі қозғаушы күші болып табылатындығын көрсетеді. Бұл мақала стохастикалық және детерминистік тәсілдерді синтездеуге негізделген жаңа буын болжау жүйелерін құрудың ғылыми-әдістемелік негізі ретінде қызмет етеді [1].

Түйінді сөздер: дала өрті, климаттың өзгеруі, машиналық оқыту, ARIMA-LSTM гибридті моделі, тәуекелдерді басқару, метеорологиялық болжау, уақыт қатарын талдау.

I. F. Dadashov¹, M. M. Yunusov²

Academy of the Ministry of Emergency Situations, Baku, Azerbaijan

The Institute of Mathematics, Baku Engineering University, Baku, Azerbaijan

INTEGRATION OF STOCHASTIC AND DEEP LEARNING ARCHITECTURES FOR FIRE RISK FORECASTING

Abstract. Against the backdrop of accelerating climate change and anthropogenic industrialization in the Republic of Azerbaijan, the increasing trajectory of fires necessitates a paradigm shift in national disaster management strategies. This comprehensive research report, synthesizing official statistical data from the Ministry of Emergency Situations with high-precision hydrometeorological data, presents an all-encompassing analysis of the spatiotemporal dynamics of fires for the period from 2020 to the first quarter of 2025. Having formed a detailed database covering temperature, precipitation, wind vector dynamics, and soil moisture indices, we investigate the causal mechanisms provoking the increase in fire incidents, particularly the anomalous surge observed in 2022. The primary objective of the study is to demonstrate the mathematical limitations of existing empirical methods in forecasting nonlinear climatic anomalies and to substantiate the integration of machine learning algorithms to bridge this gap. Multivariate analysis conducted using the "Random Forest" algorithm indicates that wind and soil moisture factors, perceived by traditional models as "noise," are in reality the main driving forces of fires. This article serves as a

scientific and methodological basis for creating next-generation forecasting systems based on the synthesis of stochastic and deterministic approaches [1].

Keywords: wildfires, climate change, machine learning, hybrid ARIMA-LSTM model, risk management, meteorological forecasting, time series analysis.

Сведения об авторах / Information about the authors

Дадашов Ильгар Фирдоси оглы – доктор технических наук, профессор, начальник факультета заочного образования Академии МЧС Азербайджанской Республики, Баку, Азербайджан. E-mail: ilgardadashov69@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-1533-1094>

Юнусов Мир Рамин Мир Гасым оглы – докторант Института Математики Азербайджана, преподаватель Бакинского Инженерного Университета, Баку, Азербайджан. E-mail: myunusov@beu.edu.az, <https://orcid.org/0009-0005-8323-4279>

Ilgar Firdosi oglu Dadashov – Doctor of Technical Sciences, Professor, Head of the Faculty of Correspondence Education at the Academy of the Ministry of Emergency Situations of the Republic of Azerbaijan, Baku, Azerbaijan. E-mail: ilgardadashov69@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0002-1533-1094>

Yunusov Mir Ramin Mir Gasim oglu – is a doctoral student at the Institute of Mathematics of Azerbaijan, lecturer at Baku Engineering University, Baku, Azerbaijan. E-mail: myunusov@beu.edu.az, <https://orcid.org/0009-0005-8323-4279>