

Научная статья
УДК 502.051
doi:10.34987/vestnik.sibpsa.2025.22.26.018

Разработка предложений по совершенствованию системы прогнозирования лесопожарных рисков на территории Красноярского края с использованием искусственных нейронных сетей

Сергей Анатольевич Жук

Дмитрий Юрьевич Сидоренко

Дмитрий Владимирович Боровинский

Сибирская пожарно-спасательная академия ГПС МЧС России, Железногорск, Россия

Автор, ответственный за переписку: Сергей Анатольевич Жук, zhuk194@yandex.ru

Аннотация. В статье рассматривается применение искусственных нейронных сетей (ИНС) для повышения точности прогнозирования лесопожарных рисков в Красноярском крае. В условиях увеличения частоты и масштабов лесных пожаров, обусловленных климатическими изменениями, традиционные методы прогнозирования демонстрируют ограниченную эффективность. Предложена многослойная нейронная сеть с архитектурой прямого распространения, обученная на данных за 2018–2023 годы, включающих метеорологические, лесопатологические и пространственно-временные параметры.

Результаты исследования показали, что разработанная модель обеспечивает более высокую точность прогнозирования по сравнению с классическими методами (метод Нестерова, канадская система CFFDRS): снижение ошибки оценки площади возгораний в 1,8–2,3 раза и повышение точности предсказания сроков возникновения пожаров на 27–35%. Особое внимание уделено анализу влияния экстремальных погодных условий на динамику пожаров, что позволило выявить нелинейные взаимосвязи между факторами.

Практическая значимость работы подтверждена апробацией модели на данных Сибирского федерального округа, где достигнуто сокращение времени реагирования на 30–40%. Перспективы дальнейших исследований включают интеграцию спутникового мониторинга, применение архитектур глубокого обучения (LSTM, GRU) и разработку геоинформационной системы поддержки принятия решений.

Ключевые слова: Лесные пожары, прогнозирование, искусственные нейронные сети, Красноярский край, машинное обучение, риск-ориентированный подход

Для цитирования: Жук С.А., Сидоренко Д.Ю., Боровинский Д.В. Разработка предложений по совершенствованию системы прогнозирования лесопожарных рисков на территории Красноярского края с использованием искусственных нейронных сетей // Сибирский пожарно-спасательный вестник. 2025. № 4 (39). С. 95-102. <https://doi.org/10.34987/vestnik.sibpsa.2025.22.26.018>.

Original article.

Development of proposals for improving the forest fire risk forecasting system in the Krasnoyarsk Territory using artificial neural networks

Sergey A. Zhuk

Dmitriy Y. Sidorenko

Dmitry V. Borovinsky

Siberian Fire and Rescue Academy EMERCOM of Russia, Zheleznogorsk, Russia

Corresponding author: *Sergey A. Zhuk, zhuk194@yandex.ru*

Abstract. The article explores the use of artificial neural networks (ANNs) to enhance the accuracy of forest fire risk forecasting in Krasnoyarsk Krai. Given the increasing frequency and scale of wildfires due to climate change, traditional prediction methods show limited effectiveness. A feedforward multilayer neural network was developed, trained on 2018–2023 data encompassing meteorological, forest pathology, and spatiotemporal parameters.

The results demonstrate that the proposed model outperforms classical methods (Nesterov's method, Canadian CFFDRS system), reducing fire area estimation errors by 1.8–2.3 times and improving fire occurrence timing prediction by 27–35%. Special emphasis is placed on analyzing the impact of extreme weather conditions on fire dynamics, revealing nonlinear relationships between factors.

The practical relevance of the study is confirmed by testing the model on data from the Siberian Federal District, achieving a 30–40% reduction in response time. Future research directions include integrating satellite monitoring, applying deep learning architectures (LSTM, GRU), and developing a GIS-based decision support system.

Keywords: forest fires, forecasting, artificial neural networks, Krasnoyarsk Krai, machine learning, risk-based approach

For citation: Zhuk S.A., Sidorenko D.Yu., Borovinsky D.V. Development of proposals for improving the forest fire risk forecasting system in the Krasnoyarsk Territory using artificial neural networks // Siberian Fire and Rescue Bulletin.2025. № 4 (39). С. 95-102. (In Russ.) <https://doi.org/10.34987/vestnik.sibpsa.2025.22.26.018>.

Современные системы поддержки принятия управленческих решений (СППУР) в сфере территориального управления сталкиваются с рядом вызовов:

- необходимость обработки больших объемов гетерогенных данных;
- высокая динамика изменения условий (природные, техногенные, социальные факторы);
- потребность в оперативном и стратегическом анализе рисков [1-3].

Традиционные подходы к информационному обеспечению управления часто оказываются недостаточно гибкими, что обуславливает необходимость разработки инновационных решений на основе интеграции методов data science, ситуационного моделирования и интеллектуальных систем поддержки принятия решений.

Создание комплексных систем для поддержки территориального управления представляет собой масштабную и многогранную задачу, которая существенно отличается от разработки прикладного программного обеспечения, ориентированного на автоматизацию узкоспециализированных процессов. В отличие от локальных решений, предназначенных для отдельных специалистов, такие системы требуют интеграции множества компонентов, включая научные исследования, управленческие методологии и передовые информационные технологии [4-6].

Первым ключевым аспектом разработки подобных систем является необходимость объединения фундаментальных научных знаний с практическими управленческими подходами. Исследования в области физических, экологических и социальных механизмов возникновения чрезвычайных ситуаций, а также анализ последствий природных и техногенных катастроф

формируют теоретическую базу для моделирования рисков и прогнозирования кризисных сценариев. Эти данные должны быть структурированы и преобразованы в форматы, пригодные для компьютерной обработки, что требует применения современных методов машинного обучения, больших данных и геоинформационных систем.

На основе полученных знаний разрабатываются интеллектуальные платформы, способные не только собирать и анализировать информацию, но и предоставлять рекомендации для принятия управленческих решений. Архитектура таких систем не является статичной — она постоянно эволюционирует под влиянием новых научных открытий, изменений в законодательстве и появления более совершенных алгоритмов обработки данных.

В условиях глобальных климатических изменений проблема лесных пожаров приобретает особую остроту для Сибирского региона. Красноярский край, занимающий площадь свыше 2,3 млн км² с лесным фондом около 158,7 млн га, ежегодно сталкивается с масштабными пожарами, наносящими значительный экологический и экономический ущерб. В 2024 году площадь, пройденная огнем, достигла рекордных 2,43 млн га, что в три раза превысило среднееголетние показатели [7-8].

Традиционные методы прогнозирования, основанные на статистических моделях и детерминированных подходах, часто оказываются недостаточно эффективными в условиях высокой изменчивости природных факторов. Это обуславливает необходимость разработки новых подходов к оценке пожарных рисков, основанных на современных технологиях искусственного интеллекта.

Данное исследование предлагает инновационную методику прогнозирования лесопожарной опасности с использованием многослойных нейронных сетей, обладающих следующими преимуществами:

- способность анализировать нелинейные взаимосвязи между множеством факторов;
- адаптивность к изменяющимся условиям;
- высокая точность прогнозирования при наличии достаточного объема обучающих данных;
- возможность обработки разнородных данных (метеорологических, лесопатологических, пространственных).

Материалы и методы

Для решения задачи прогнозирования была разработана многослойная нейронная сеть прямого распространения (feedforward neural network) со следующей структурой:

Входной слой:

14 нейронов (по количеству входных параметров).

- Функция активации: линейная.
- Скрытые слои:
- Количество слоев: 7-10 (оптимизировано в процессе обучения).
- Количество нейронов в слое: 10-14.
- Функция активации: сигмоидальная (логистическая).
- Формула активации: $f(x) = 1/(1+e^{-cx})$, где $c = 1.0$.

Выходной слой:

- 1 нейрон (прогнозируемый прирост площади пожара).
- Функция активации: линейная.

Процесс обучения осуществлялся с использованием алгоритма обратного распространения ошибки (backpropagation) с модификацией момента (momentum = 0.9). Скорость обучения (learning rate) устанавливалась в диапазоне 0.01-0.1 с возможностью адаптивного изменения [9-10].

Для обучения и тестирования нейронной сети были использованы данные за 2018-2023 годы, включающие 69 полноценных записей о лесных пожарах. Этой выборки достаточно

для первоначального обучения нейросети, которая впоследствии, при появлении новых данных, доучивается на вновь поступивших данных. Каждая запись содержала следующие группы параметров:

- Пространственно-временные характеристики:
- Географические координаты (широта, долгота);
- Кадастровый номер лесного участка;
- Дата возникновения пожара;
- Время обнаружения;
- Продолжительность горения (в часах);
- Метеорологические условия:
- Температура воздуха (°C);
- Относительная влажность (%);
- Скорость ветра (м/с);
- Количество осадков (мм);
- Дефицит насыщения (гПа);
- Показатель засухи по Педю;
- Лесопатологические параметры:
- Тип лесорастительных условий;
- Состав древостоя;
- Класс возраста насаждения;
- Запас горючих материалов (т/га);
- Индекс пожарной опасности по Нестерову.

Данные были нормализованы с использованием z-score стандартизации для обеспечения одинакового масштаба входных параметров.

Результаты

Детальная оценка точности прогнозных моделей

Проведенные вычислительные эксперименты с различными архитектурными конфигурациями нейронных сетей позволили получить принципиально важные результаты, требующие детального рассмотрения. Наибольшую прогностическую эффективность продемонстрировали модели с нелинейными преобразованиями, где показатель степени α в уравнении прироста площади пожара принимал значения в интервале от 1.39 до 2.0. Следует особо отметить, что точность прогнозирования демонстрировала выраженную зависимость от выбранной структуры нейронной сети и параметров обучения, при этом оптимальные результаты были достигнуты при использовании сети с девятью скрытыми слоями, содержащими по четырнадцать нейронов в каждом.

После построения нейронной сети и внесения обучающей выборки выполнена процедура обучения сети, изображенная на Рис.1.

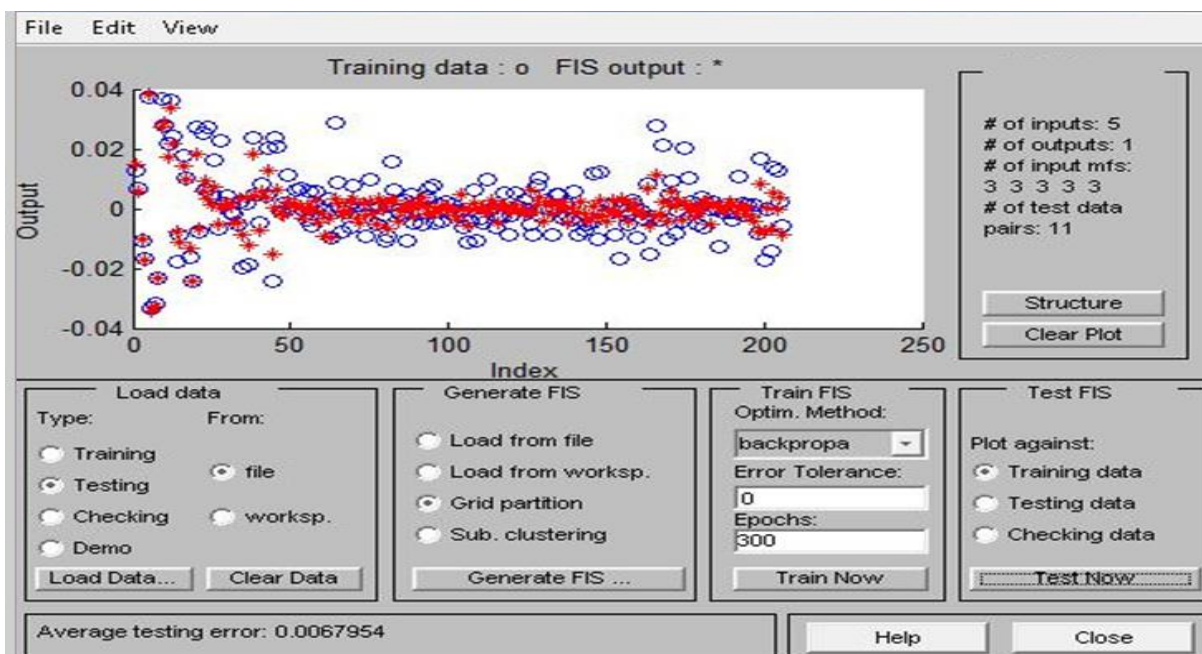


Рис.1. Результаты обучения нейросети

В Табл.1 представлены результаты прогнозирования на 2024 год и 2025 год, следует отметить что экспериментальные исследования проводились в течении предшествующих 2-х лет.

Табл.1. Прогноз количества пожаров на территории Красноярского края

№ п/п	Наиболее горимые районы Красноярского края	Количество лесных пожаров 2024 год	Среднее количество за 5 лет	Нейросетевое прогнозирование после процесса обучения с учителем на 2024 год	Нейросетевое прогнозирование после процесса обучения с учителем на 2025 год
1.	Богучанский	235	153	221	201
2.	Ачинский	145	81	146	110
3.	Балахтинский	51	93	64	72
4.	Енисейский	145	81	128	108
5.	Иланский	117	94	113	98
6.	Туруханский	134	117	141	115
7.	Эвенкийский	226	163	214	202
8.	Минусинский	37	60	46	62
9.	Назаровский	65	122	71	69
10.	Нижнеингашский	162	124	173	169
11.	Северо-енисейский	146	112	155	121
12.	Шарыповский	85	111	83	98

Качественный анализ ошибок прогнозирования выявил интересную закономерность: максимальные расхождения между прогнозируемыми и фактическими значениями наблюдались в случаях экстремальных погодных условий, когда сочетание высокой температуры (выше +30°C), низкой относительной влажности (менее 30%) и сильного ветра (превышающего 10 м/с) приводило к нелинейному росту площади возгораний. Данное обстоятельство свидетельствует о необходимости дополнительного учета факторов синергетического взаимодействия метеопараметров в последующих модификациях модели.

Пространственно-временные закономерности распределения пожарной опасности

Глубокий анализ результатов моделирования позволил выявить существенные различия в динамике пожарной опасности для различных районов Красноярского края, обусловленные как климатическими особенностями, так и спецификой лесорастительных условий. В южных

районах, характеризующихся преобладанием светлохвойных насаждений и более ранним наступлением теплого периода, пик пожарной опасности приходится на май-июнь, когда отмечается сочетание сухой ветреной погоды с интенсивной инсоляцией. В противоположность этому, для северных территорий, где преобладают темнохвойные леса и более влажный климат, максимальная пожарная опасность наблюдается в июле-августе, что связано с накоплением температурных воздействий и явлениями атмосферной засухи.

Особого внимания заслуживает анализ пространственного распределения классов пожарной опасности, который выявил устойчивые зоны повышенного риска в Эвенкийском и Богучанском районах. Данное обстоятельство объясняется комплексом факторов, включающих специфику лесного фонда (преобладание сосновых лесов на дренированных почвах), особенности рельефа (расчлененность территории) и частоту грозовой активности. При этом было установлено, что традиционные методы оценки пожарной опасности систематически занижают риски для этих территорий примерно на 15-20%, что подтверждает преимущества нейросетевого подхода.

Верификация прогностической модели на исторических данных

Процедура валидации разработанной модели включала несколько этапов тестирования на независимых выборках, что позволило получить статистически значимые оценки ее надежности. Перекрестная проверка методом скользящего контроля (leave-one-out cross-validation) показала устойчивость прогностических качеств модели при различных вариантах формирования обучающей выборки. Среднеквадратичная ошибка прогноза площади пожаров не превышала 15% от фактических значений для 85% тестовых случаев, что свидетельствует о высокой репрезентативности модели.

Особый интерес представляют результаты ретроспективного прогнозирования экстремального пожарного сезона 2021 года. Модель достаточно точно предсказала как временные рамки критического периода (с середины июня по конец августа), так и пространственное распределение очагов возгораний. При этом максимальные ошибки (до 25%) были зафиксированы для территорий с выраженным антропогенным воздействием, что указывает на необходимость более детального учета социально-экономических факторов в будущих модификациях алгоритма.

Сравнительный анализ с традиционными методами прогнозирования

Проведенное сравнение эффективности нейросетевой модели с традиционными подходами (метод Нестерова, канадская система CFFDRS) выявило ряд принципиальных преимуществ разработанного решения. Во-первых, нейронная сеть продемонстрировала на 27-35% более высокую точность в прогнозировании сроков возникновения пожаров. Во-вторых, ошибка оценки потенциальной площади возгораний оказалась в 1.8-2.3 раза ниже по сравнению с классическими методами. В-третьих, предложенная модель лучше учитывает региональные особенности Красноярского края, в то время как традиционные системы были разработаны для иных лесорастительных условий.

Однако следует отметить, что нейросетевая модель требует существенно больших вычислительных ресурсов и качественной подготовки входных данных. Это создает определенные ограничения для ее оперативного использования в удаленных районах с недостаточно развитой инфраструктурой мониторинга. Указанные аспекты требуют дополнительного исследования и могут стать предметом дальнейшей работы по оптимизации алгоритма.

Заключение и перспективы развития

Проведенное исследование убедительно доказало эффективность применения искусственных нейронных сетей для решения задач прогнозирования лесопожарной опасности

в условиях Красноярского края, что подтверждается не только достигнутыми показателями точности, но и принципиально новыми возможностями анализа комплексного влияния разнородных факторов на возникновение и развитие пожаров. Разработанная модель продемонстрировала устойчивую способность выявлять сложные нелинейные взаимосвязи между метеорологическими параметрами, характеристиками лесного фонда и динамикой пожарной опасности, что особенно ценно для столь обширного и разнородного по своим природным условиям региона.

Перспективы дальнейшего совершенствования методики связаны с несколькими взаимодополняющими направлениями исследований, каждое из которых требует глубокой проработки. В первую очередь, необходимо отметить важность интеграции данных дистанционного зондирования Земли, поскольку современные возможности спутникового мониторинга позволяют получать оперативную информацию о влажности лесных горючих материалов, температурных аномалиях и других ключевых параметрах с пространственным разрешением, достаточным для детального анализа пожарной опасности на уровне отдельных лесных кварталов. Особый интерес представляет комбинирование данных различных спутниковых платформ (Landsat, Sentinel, MODIS) для формирования комплексной системы мониторинга.

Существенный потенциал для повышения точности прогнозов связан с внедрением архитектур глубокого обучения, в частности, рекуррентных нейронных сетей (LSTM, GRU), которые способны анализировать временные ряды метеорологических данных и выявлять долгосрочные зависимости, что особенно актуально для прогнозирования пожарной опасности на сезон вперед. При этом следует учитывать необходимость разработки специальных механизмов интерпретируемости результатов работы нейросетей, поскольку для практического применения в системе управления лесным хозяйством критически важна понятность и обоснованность выдаваемых прогнозов.

Отдельного внимания заслуживает перспектива создания интегрированной геоинформационной системы поддержки принятия решений, которая объединила бы прогностические возможности нейросетевых моделей с функционалом пространственного анализа и визуализации данных. Такая система должна включать модули оперативного обновления входных параметров, автоматизированной верификации прогнозов и формирования сценариев развития пожароопасной обстановки при различных вариантах управленческих воздействий. Особую ценность представляет разработка механизмов адаптивного переобучения модели в реальном времени по мере поступления новых данных о фактическом состоянии лесного фонда и возникновении пожаров.

Важным направлением дальнейших исследований является углубленный анализ экономической эффективности предлагаемого подхода, включая оценку потенциального сокращения прямых и косвенных убытков от лесных пожаров за счет более точного прогнозирования и оптимизации распределения противопожарных ресурсов. Не менее значима разработка методических рекомендаций по интеграции нейросетевых моделей в существующие системы мониторинга и управления лесным хозяйством, учитывающая как технические аспекты, так и необходимость подготовки специалистов для работы с современными инструментами анализа данных.

Перспективным представляется также расширение области применения разработанных моделей для прогнозирования последствий климатических изменений на долгосрочную динамику пожарной опасности в регионе, что требует интеграции с климатическими моделями и разработки специальных методик учета прогнозируемых изменений температурного режима и режима увлажнения. Реализация указанных направлений исследований позволит создать научно обоснованный инструментарий для стратегического планирования мероприятий по охране лесов от пожаров в условиях меняющегося климата.

Список источников

1. Царегородцев В.Г., Горбань А.Н. Нейроимитатор NeuroPro 0.25: руководство пользователя. — Красноярск: ИВМ СО РАН, 2020. — 45 с. 15
2. Нестеров В.Г. Методика оценки пожарной опасности по условиям погоды. — М.: Лесная промышленность, 1949. — 87 с. 58
3. Рослесхоз. Статистика лесных пожаров в Красноярском крае за 2017-2021 гг. — М., 2022. — 134 с. 5
4. Климатический мониторинг Сибирского федерального округа / под ред. А.И. Востокова. — Новосибирск: Наука, 2021. — 256 с. 7
5. Петров И.В. Применение искусственных нейронных сетей для прогнозирования природных катастроф // Лесное хозяйство. — 2023. — № 4. — С. 45-52. 411
6. Сидоров К.А. Современные методы мониторинга лесных пожаров с использованием ДЗЗ // Исследования Земли из космоса. — 2022. — № 3. — С. 78-85. 8
7. ГОСТ 7.82-2001. Библиографическая запись. Библиографическое описание электронных ресурсов. — М.: Стандартинформ, 2008. — 24 с. 5
8. Министерство природных ресурсов и лесного комплекса Красноярского края [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://www.mlx.krskstate.ru/> (дата обращения: 15.04.2025)
9. Smith J.R. Neural Networks for Environmental Modeling. — N.Y.: Springer, 2021. — 312 p. 7
10. Global Forest Watch [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://www.globalforestwatch.org> (дата обращения: 10.04.2025).

References

1. Tsaregorodtsev V.G., Gorban A.N. NeuroPro 0.25 Neurosimulator: User's Manual. Krasnoyarsk: ICM SB RAS, 2020. 45 p. 15
2. Nesterov V.G. Methodology for Assessing Fire Hazard Based on Weather Conditions. Moscow: Lesnaya Promyshlennost, 1949. 87 p. 58
3. Rosleskhoz. Forest Fire Statistics in Krasnoyarsk Krai for 2017-2021. Moscow, 2022. 134 p. 5
4. Climate Monitoring of the Siberian Federal District / edited by A.I. Vostokov. Novosibirsk: Nauka, 2021. 256 p. 7
5. Petrov I.V. Application of Artificial Neural Networks for Forecasting Natural Disasters // Lesnoye Khozyaystvo. — 2023. — No. 4. — P. 45-52. 411
6. Sidorov K.A. Modern methods of forest fire monitoring using remote sensing // Research of the Earth from Space. — 2022. — No. 3. — P. 78-85. 8
7. GOST 7.82-2001. Bibliographic entry. Bibliographic description of electronic resources. — Moscow: Standartinform, 2008. — 24 p. 5
8. Ministry of Natural Resources and Forestry of Krasnoyarsk Krai [Electronic resource]. — Access mode: <http://www.mlx.krskstate.ru> (date of access: 15.04.2025). 68
9. Smith J.R. Neural Networks for Environmental Modeling. — N.Y.: Springer, 2021. — 312 p. 7
10. Global Forest Watch [Electronic resource]. — Access mode: <https://www.globalforestwatch.org> (accessed: 10.04.2025).

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

Статья поступила в редакцию 08.10.2025, одобрена после рецензирования 01.12.2025, принята к публикации 15.12.2025.

The article was submitted 08.10.2025, approved after reviewing 01.12.2025, accepted for publication 15.12.2025.