

Использование машинного обучения и искусственного интеллекта для повышения пожарной безопасности деревянных конструкций

А.Д. Синов^{1а}, Г.С. Варанкина^{1б}, Д.С. Русаков^{1с}, Е.Г. Соколова^{1д}, М.В. Степанищева^{2е}

¹ Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет им. С.М. Кирова, пер. Институтский, 5, Санкт-Петербург, Россия

² Братский государственный университет, ул. Макаренко, 40, Братск, Россия

^а artemsinov@mail.ru, ^б varagalina@yandex.ru, ^с dima-ru25@mail.ru, ^д nikitinaek@rambler.ru,

^е marina01031977@inbox.ru

^а <https://orcid.org/0009-0005-0033-1349>, ^б <https://orcid.org/0000-0003-3470-5124>,

^с <https://orcid.org/0000-0002-4344-2779>, ^д <https://orcid.org/0000-0002-9698-9321>,

^е <https://orcid.org/0000-0003-4867-3901>

Статья поступила 18.12.2025, принята 20.01.2026

Пожарная безопасность является неотъемлемой частью строительства и проектирования зданий из древесных материалов. Внедрение машинного обучения для оценки пожарной безопасности зданий является актуальной задачей. Обученная система затем может применяться для выявления предотвращения пожара, распространения пожара, а также реакции или поведения строительного материала во время пожара. В работе представлено краткое описание машинного обучения, а затем выборочный обзор значимых исследований, посвящённых оценке пожарной безопасности и огнестойкости деревянных конструкций с использованием методов машинного обучения и искусственного интеллекта. Эти исследования демонстрируют потенциал методов для более полной и эффективной оценки пожарной безопасности деревянных конструкций без использования дорогостоящих или сложных экспериментов, требующих много времени. Для дальнейшего повышения эффективности и точности анализов с использованием моделей искусственного интеллекта необходима более широкая разработка баз данных испытаний на огнестойкость. Модели применимы более эффективно, если используются в сочетании с традиционными методами оценки огнестойкости. Для оценки огнестойкости строительных материалов использовали термический анализ. В ходе испытаний были получены и зарегистрированы следующие термоаналитические данные: термогравиметрическая кривая, дифференциально-термогравиметрическая кривая и кривая дифференциальной сканирующей калориметрии. Термический анализ производили для сравнения и определения эффективности огнезащитного состава на основе моноэтаноламина, оксидилендифосфоновой кислоты и воды. Потеря массы образцов обработанной древесины сопровождается значительным эндоэффектом с максимумом при температуре 135 °С. Экзотермический тепловой эффект в 4,5 раза ниже теплового эффекта при термоокислительной деструкции необработанной древесины. Полученные данные свидетельствуют об эффективности применения для защиты древесины от огневого воздействия рассматриваемого состава.

Ключевые слова: деревянные конструкции; пожарная безопасность; огнестойкость; искусственный интеллект; машинное обучение.

Using machine learning and artificial intelligence to improve the fire safety of wooden structures

A.D. Sinov^{1а}, G.S. Varankina^{1б}, D.S. Rusakov^{1с}, E.G. Sokolova^{1д}, M.V. Stepanishcheva^{2е}

¹ St. Petersburg State Forestry University; 5, Institutsky Per., St. Petersburg, Russia

² Bratsk State University; 40, Makarenko St., Bratsk, Russia

^а artemsinov@mail.ru, ^б varagalina@yandex.ru, ^с dima-ru25@mail.ru, ^д nikitinaek@rambler.ru,

^е marina01031977@inbox.ru

^а <https://orcid.org/0009-0005-0033-1349>, ^б <https://orcid.org/0000-0003-3470-5124>,

^с <https://orcid.org/0000-0002-4344-2779>, ^д <https://orcid.org/0000-0002-9698-9321>,

^е <https://orcid.org/0000-0003-4867-3901>

Received 18.12.2025, accepted 20.01.2026

Fire safety is an integral part of the construction and design of buildings made of wood materials. The implementation of machine learning to assess the fire safety of buildings is an urgent task. The trained system can then be applied to identify fire prevention, fire spread, and the reaction or behavior of building material during a fire. The paper provides a brief description of machine learning, followed by a selective review of significant studies on the assessment of fire safety and fire resistance of wooden structures using machine learning and artificial intelligence methods. These studies demonstrate the potential of methods for a more complete and effective assessment of the fire safety of wooden structures without using expensive or complex time-consuming experiments. To further improve the efficiency and accuracy of analyses using artificial intelligence models, a broader development of fire resistance test databases is needed. Models are more effectively applicable if used in combination with traditional fire resistance assessment methods. Thermal analysis is used to assess the fire resistance of building materials. During the tests, the following thermoanalytical data are obtained and recorded: thermogravimetric curve, differential thermogravimetric curve

and differential scanning calorimetry curve. Thermal analysis is performed to compare and determine the effectiveness of a flame retardant based on monoethanol-mine, oxyethylidene diphosphonic acid and water. The loss of mass of the treated wood samples is accompanied by a significant endo-effect with a maximum at a temperature of 135 °C. The exothermic thermal effect is 4.5 times lower than the thermal effect of thermal and oxidative degradation of untreated wood. The data obtained indicate the effectiveness of the application of the composition in question to protect wood from fire.

Keywords: wooden structures, fire safety, fire resistance, artificial intelligence, machine learning.

Введение. Возрождение и растущая популярность древесины (включая композитные изделия из древесины) как строительного материала обусловлены, главным образом, её потенциалом для сокращения выбросов парниковых газов в мировой строительной отрасли и создания среды с нулевым уровнем выбросов. Древесину также всё чаще выбирают за её высокие удельные механические свойства, благоприятные звуко- и теплоизоляционные свойства, а также высокую степень заводской готовности, что приводит к снижению стоимости строительства.

Наряду со стоимостью и устойчивостью, пожарная безопасность является неотъемлемой частью строительства и проектирования зданий, и это особенно актуально для деревянных конструкций из-за их свойственной им горючести. Растёт интерес к внедрению машинного обучения для оценки пожарной безопасности зданий. В широком смысле система машинного обучения основана на наборе данных, что помогает ей изучить характеристики этих данных. Обученная система затем может применяться для выявления неисправностей, характеристик или классификаций на основе аналогичных наборов данных. В отношении пожарной безопасности это может включать важные аспекты, такие как предотвращение пожара, распространение пожара, а также реакция или поведение строительного материала во время пожара.

Машинное обучение нашло применение во многих приложениях, включая идентификацию и классификацию объектов, обнаружение неисправностей и автоматизированные системы слежения. Однако использование машинного обучения в пожарной технике ограничено, при этом большинство исследований полагаются на традиционные методы оценки пожарной безопасности. Это может привести к неэффективному использованию ресурсов. Были достигнуты некоторые успехи в использовании методов, основанных на машинном обучении, для различных аспектов пожарной техники, включая пожарную безопасность и огнестойкость [1–5]. Однако существующие работы в основном ограничивались сталью, бетоном и другими композитными материалами [6–7]. Мы рассматриваем машинное обучение как точный метод оценки огневых свойств и поведения строительных материалов.

В работе представлено краткое описание машинного обучения, а затем выборочный обзор значимых исследований, посвящённых оценке пожарной безопасности и огнестойкости деревянных конструкций с использованием методов машинного обучения и искусственного интеллекта (ИИ).

Методика исследования. Машинное обучение отличается от традиционных алгоритмов оптимизации и вычислений, поскольку оно использует набор данных для построения модели, описывающей ключевую особенность или свойство для проблемы. Например, пове-

дение материала фасада здания при пожаре [8–11]. Набор данных может быть сгенерирован самостоятельно или собран из внешних источников. После того, как набор данных создан, он делится на обучающие и тестовые данные. Обучающие данные используются для алгоритма машинного обучения при построении модели для интересующего признака или свойства решаемой проблемы. Затем обученную модель можно протестировать (с использованием тестовой части набора данных) для оценки точности и эффективности модели. Основной процесс разработки машинного обучения схематически представлен на рис. 1. Наборы данных, требуемые методами машинного обучения, часто бывают большими, особенно для обучения. Размер набора данных, необходимого для разработки точной модели, зависит от приложения, типа используемого алгоритма и рассматриваемого признака/свойства. Однако обученные модели обычно работают намного быстрее традиционных вычислительных алгоритмов.



Рис. 1. Поток процесса разработки базового машинного обучения

Существует множество типов алгоритмов машинного обучения. Основным алгоритмом машинного обучения является ANN [12], который вдохновлён дизайном и структурой нейронных сетей в человеческом мозге. Существует множество вариантов дизайна ANN. Например, рекуррентные нейронные сети (RNN) для обработки последовательных или временных рядов данных [13] или свёрточные нейронные сети (CNN) для обработки структурированных массивов данных, таких как изображения фасада здания или конструкций [14].

В работе рассматриваются исследования в области пожарной безопасности, в которых машинное обучение применяется к деревянным конструкциям. Влияние управляемого пламени на горючесть различных пород древесины было исследовано с использованием методов на основе ИИ Олиматом [15]. В работе обсуждалась важность использования ИИ в исследованиях процессов горения, в частности, для оценки воспламеняемости и горючести изделий из древесины. Известно, что лучшие в настоящее время методы, используемые в науке о горении (вычислительная гидродинамика, CFD), имеют проблемы с обработкой обширных наборов данных, связанных с горением. С другой стороны, машинное обучение и ИИ обычно требуют больших объёмов данных для эффективной и точной работы. По этим причинам они подходят для проведения анализа горючести [16–22].

В работе рассмотрено четыре типа древесины. Два вида мягкой древесины (сосна *шишковидная* и сосна *сибирская*), и два вида твёрдой древесины (дуб, *Quercus alba* и бук, *Fagus sylvatica*). Физическая модель древесины в проведённых экспериментах схематически представлена на рис. 2, где Q_{Ext} – внешний падающий тепловой поток; Q_{Cond} – теплопроводность, Q_{Loss} – передача энергии углю путём проводимости в слой пиролиза, Q_{Char} – конвективный перенос тепла через любые трещины в образце, Q_{Conv} – потери, представляющие собой сумму потерь тепла за счёт конвекции и потерь тепла за счёт излучения.

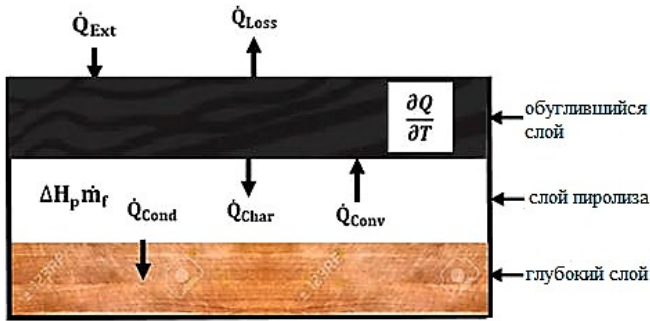


Рис. 2. Схематическое изображение физической модели для экспериментов.

Для оценки огнестойкости строительных материалов использовали термический анализ (ТГ, ДТГ, ДСК). Исследование образцов сосны производили при температуре до 800 °С, что соответствует стандартным параметрам пожара. В ходе испытаний были получены и зарегистрированы следующие термоаналитические данные: термогравиметрическая (ТГ) кривая, дифференциально-термогравиметрическая (ДТГ) кривая и кривая дифференциальной сканирующей калориметрии (ДСК). При анализе полученных кривых можно определить термоаналитические характеристики образцов:

- температуру при определённой потере массы;
- потерю массы при заданной температуре;
- содержание золы (%), оставшееся после нагрева до 700 °С, что соответствует завершению термоокислительной деструкции древесины;
- температуру, соответствующую пикам максимальной скорости потери массы (пики ДТГ);
- температуру, при которой наблюдаются максимумы тепловых эффектов.

Термический анализ производили для сравнения и определения эффективности огнезащитного состава на основе моноэтаноламина, оксидэтилендифосфоновой кислоты и воды [23–25].

Результаты исследования. Эксперименты проводились для сбора данных, которые затем моделировались с использованием алгоритма ANN. Эта модель использовалась для прогнозирования характеристик дыма различных типов древесины. Анализ производительности проводился с использованием статистического анализа для проверки способности прогнозирования модели. В частности рассчитывались средняя квадратическая ошибка (MSE) и коэффициент детерминации (R^2) для определения разницы между ожидаемыми и экспериментальными значениями.

После выбора подходящих значений для MSE и R^2 рассматривалась близость экспериментально измеренных и численно определённых результатов (рис. 3, а, б). В дальнейшем рассматривали различные показатели горения, включая ожидаемую скорость горения, скорость обугливания, удельную площадь затухания дыма и коэффициент затухания для видов древесины, подвергавшихся воздействию падающего теплового потока величиной 25 и 50 кВт/м². Сравнение между измеренными и предсказанными ANN значениями подчеркнуло высокую точность и удобство использования методов ИИ по сравнению с экспериментами, которые очень сложно провести традиционными методами.

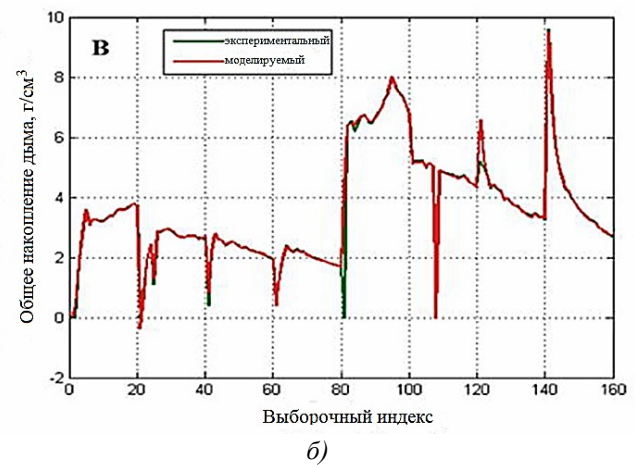
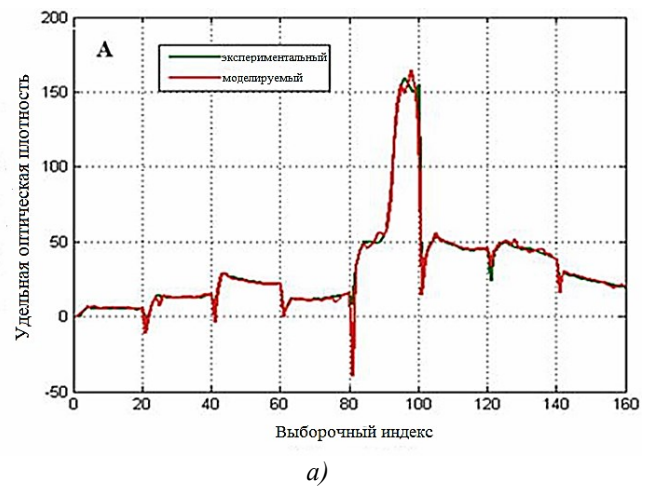


Рис. 3. Сравнение экспериментальных и моделированных результатов: а – удельная оптическая плотность; б – общее накопление дыма

Для определения температуры древесины во время пожара использовали прямоугольные поперечные сечения древесины, которые подверглись пожару. Исследованию подлежал структурный анализ деревянной конструкции, подверженной пожару, при этом рассматривали распределение температуры в поперечном сечении древесины по истечении определённого периода, обычно 30 или 60 минут. Алгоритм ANN, используемый в этом исследовании, был основан на возможностях эволюции летучей мыши (ВА) [26]. Набор данных был создан путём записи температуры древесины

с 5-минутным шагом с использованием программного пакета SAFIR [27]. В анализе рассматривались различные размеры поперечного сечения и плотности древесины. Общий цикл составлял 60 минут. Полученный набор данных состоял из образцов древесины с различными характеристиками. 70 % образцов использовались для обучения, а оставшиеся 30 % – для тестирования. В качестве входных параметров алгоритма ИНС использовались размер поперечного сечения, координаты точки измерения, время воздействия огня и плотность древесины. Температуры в поперечном сечении древесины рассчитывались с использованием моделей ИНС прямого распространения. Алгоритм ANN показал высокий уровень точности и низкий уровень ошибок во время обучения; однако производительность не была продемонстрирована должным образом на этапе тестирования. Затем генетические алгоритмы и алгоритмы Ват использовались для настройки весов и смещений в сети, чтобы снизить уровень ошибок. Всего было реализовано шесть моделей, из которых три были разработаны с использованием ВА, а три – с использованием генетических алгоритмов (GA). Модели сравнивались с использованием средней абсолютной ошибки (ААЕ), коэффициента корреляции и показателей наклона прямой линии. Статистические индексы каждой модели показаны в табл. 1. Результаты продемонстрировали хорошую производительность для всех шести моделей ANN. Метод ВА-ANN2L оказался наиболее эффективным благодаря своей более высокой

гибкости и точности по сравнению с другими моделями. Высокий уровень производительности демонстрирует потенциал методов машинного обучения для прогнозирования термической реакции деревянных конструкций во время пожара.

Несмотря на обнадеживающие результаты, можно сделать вывод, что для дальнейшего повышения эффективности и точности анализов с использованием моделей ИИ необходима дальнейшая разработка баз данных испытаний на огнестойкость, хотя модели ИИ работают хорошо, они все ещё применимы более эффективно, если используются в сочетании с традиционными методами оценки огнестойкости.

Таблица 1. Статистический анализ различных моделей

Модель	Все наборы данных			
	МАЭ	ААЭ	R^2	$y = ax + b$
GA-ANN 2 L(7-6)	8.96	0,058	0,9985	$y = 0,9984x + 0,6274$
GA-ANN 2 L(7-3)	8.19	0,049	0,9988	$y = 0,9987x + 0,5045$
GA-ANN 2 L(6-5)	7.42	0,074	0,9990	$y = 0,999x + 0,3993$
BA-ANN 2 L(7-6)	7.32	0,064	0,9990	$y = 0,999x + 0,3835$
BA-ANN 2 L(7-5)	6.73	0,040	0,9991	$y = 0,9981x + 0,8528$
BA-ANN 2 L(6-4)	6.22	0,035	0,9992	$y = 0,9992x + 0,2427$

На рис. 4 и 5 представлены результаты термограммы образцов сосны, обработанной и необработанной огнезащитным составом.

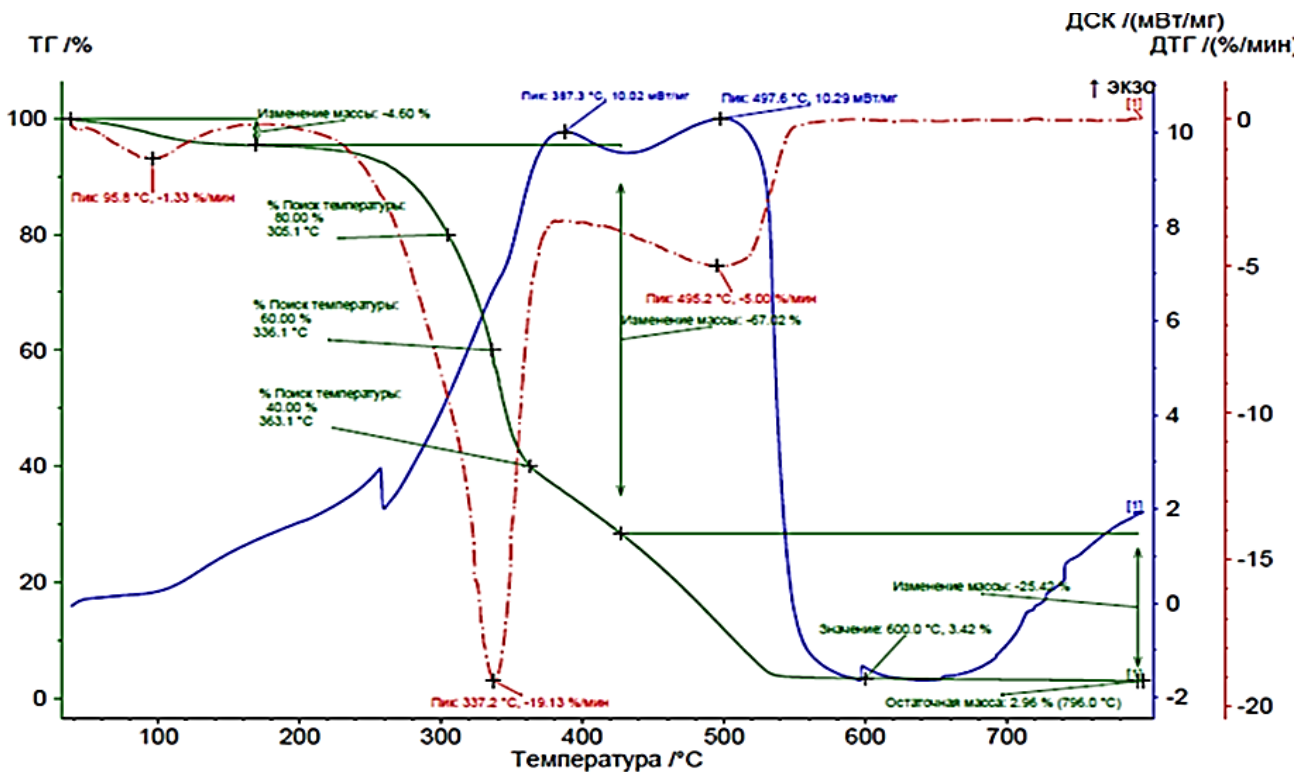


Рис. 4. Термограммы древесины сосны необработанной огнезащитным составом

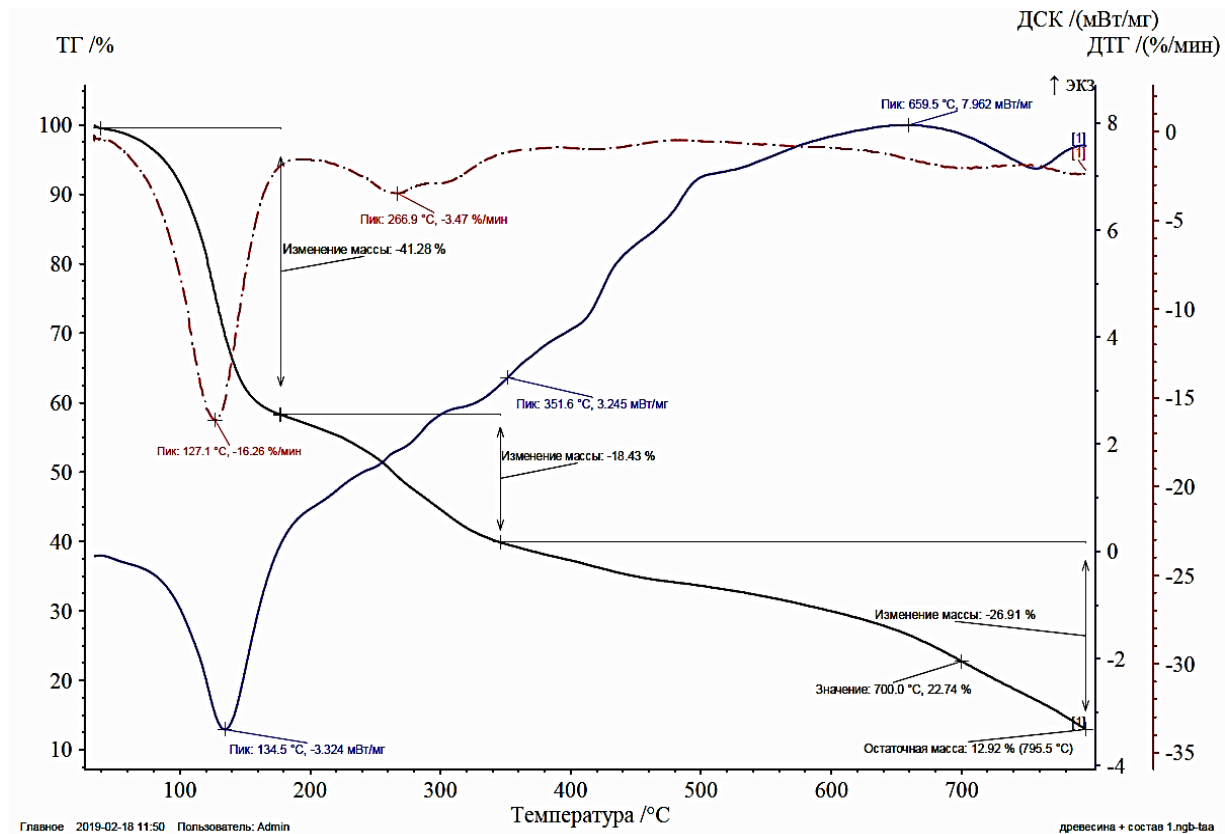


Рис. 5. Термограммы древесины сосны, обработанной огнезащитным составом

Потеря массы образцов обработанной древесины сопровождается значительным эндоэффектом (465 Дж/г) с максимумом при температуре 135 °С. На ДСК кривой ярко выражен экзотермический пик с максимумом при температуре 660 °С. Экзотермический тепловой эффект составил 1390 Дж/г, что в 4,5 раза ниже теплового эффекта при термоокислительной деструкции необработанной древесины. Полученные данные свидетельствуют об эффективности применения для защиты древесины от огневого воздействия состава на основе мезотаноламина (МЭА), оксидилендифосфоновой кислоты и воды.

Выводы. Пожарная безопасность – один из важнейших аспектов строительства, особенно деревянных конструкций. Однако традиционные методы оценки пожарной безопасности требуют проведения обшир-

ных экспериментов, которые порой требуют огромных затрат и накладывают практические ограничения на проведение экспериментов для тщательного анализа пожарной безопасности. В последнее время модели на основе искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения (МО) были разработаны и используются для различных видов анализа во многих приложениях, в частности, для исследований безопасности. В данной статье рассматриваются некоторые важные исследования, проведенные в области пожарной безопасности деревянных конструкций. Эти исследования демонстрируют потенциал методов на основе ИИ и МО для более полной и эффективной оценки пожарной безопасности деревянных конструкций без использования дорогостоящих или сложных экспериментов, требующих много времени.

Литература

1. Синов А.Д., Огнев Ф.С., Варанкина Г.С., Русаков Д.С. Облачные вычисления для предприятий: внедрение и преимущества // Информационные технологии: мат-лы 89-й науч.-техн. конф. профессорско-преподавательского состава, научных сотрудников и аспирантов (с международным участием), Минск, 3–18 февраля 2025 года [Электронный ресурс] / Белорус. гос. технол. ун-т. – Минск: БГТУ, 2025. – С. 75–79.
2. Синов А.Д., Огнев Ф.С., Варанкина Г.С., Русаков Д.С. Виртуальные сетевые лаборатории в образовательной организации: методы и этапы проектирования // Информационные технологии: мат-лы 89-й науч.-техн. конф. профессорско-преподавательского состава, научных сотрудников и аспирантов (с международным участием), Минск, 3–18 февраля 2025 года [Электронный ресурс] / Белорус. гос. технол. ун-т. – Минск: БГТУ, 2025. – С. 79–83.
3. Baduge S.K., Thilakarathna S., Perera J.S., Arashpour M., Sharafi P., Teodosio B., et al. Artificial Intelligence and Intelligent Vision for Construction 4.0: Machine and Deep Learning Methods and Applications. Automation in Construction. 2022, pp. 105–108.
4. Naser M.Z. Mechanism-Based Machine Learning and Artificial Intelligence in Fire Engineering and Sciences. Fire Engineering, 2021, pp. 112–118.
5. Cecilmis A., Aksu N., Dael F.A., Shayea I., El-Saleh A.A. Machine Learning-Based Fire Detection: A Comprehensive Review and Evaluation of Classification Models. JOIV: International Journal of Informatics Visualization. 2023. – P. 205–207.

6. H.T., Nguyen K.T.K., Le T.S., Zhang G. A review of the use of artificial intelligence for predicting the fire resistance of building materials and their fire resistance. *Molecules*. 2021. – P. 17–21.
7. Lapidus A.A., Ndayiragije I.V. Application of artificial neural networks in the assessment of organizational, technological and managerial decisions in construction. *Technology and organization of construction production*. Publishing house International Center for the Development and Implementation of Self-Regulation Mechanisms. 2017 P. 3–6.
8. El Naka I., Murphy M.J., What is machine learning? In: editors El Naka I., Lee R., Murphy M. *Machine learning in radiation oncology*. Cham: Springer; 2015. – P. 205–215. DOI: 10.1007/978-3-319-18305-3_1.
9. Nguyen H.T., Abu-Zidan I., Zhang G., Nguyen K.T.K. Machine learning-based surrogate model for calibrating ignition source properties in FDS models of facade fire resistance tests. *Journal of Fire Safety*. 2022. – P. 65–68.
10. Hassoun M.H., Intrator N., Mackay S., Christian V. *Fundamentals of Artificial Neural Networks*. Computers in Physics. 1996. – Pp. 105–108.
11. Medsker L.R., Jain L.S. *Recurrent Neural Networks. Design and Applications*. 2001. Pp. 64–67.
12. Charbouti B., Abdulaziz A. Decision Tree Algorithm-Based Classification for Machine Learning. *Journal of Applied Science and Technology Trends*. 2021. – Pp. 25–28. DOI: 10.38094/jastt20165.
13. Watkins K.J., Dayan P. Q-Learning. *Machine Learning*. 1992. Pp. 279–292.
14. Brown KB, Pauley E., Whitehouse D., Lucas SM, Cowling PI, Rolfshagen P., et al. A Survey of Monte Carlo Tree Search Methods. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*. 2012. Pp. 41–43. DOI: 10.1109/TCIAIG.2012.2186810.
15. Ali F., Kavanagh S. Fire Resistance of Wooden Columns. *Journal of the Wood Science Institute*. 2005. Pp. 85–93. DOI: 10.1179/wsc.2005.17.2.85.
16. Breiman L. Bagging Predictors. *Machine Learning*. 1996. Pp. 123–140. DOI: 10.1007/BF00058655.
17. Olimat A.N., Al-Shawabkeh A.F., Al-Qadi Z.A., Al-Najdawi N.A. Predicting the Effect of Controlled Flame on the Combustibility of Wood Species Using Artificial Intelligence. *Practical Examples in Thermal Engineering*. 2022. – Pp. 55–68.
18. Niku M., Hafiz G., Kachim P. Using Optimization Algorithms Based on Artificial Neural Networks to Determine Temperatures in Wood Exposed to Long-Term Fire. *Buildings*. 2022. – Pp. 35–38.
19. Safir F.J. Thermal/Structural Code for Simulating Structures under Fire. *Engineering Journal-American Institute of Steel Construction*. 2005. Pp. 143–158.
20. Naser M. Fire Resistance Assessment Using Artificial Intelligence – A Case Study of Timber Structures. *Journal of Fire Safety*. 2019. Pp. 1–18.
21. Tung P.T., Hung P.T. Fire Resistance Prediction of Timber Structures Using Artificial Neural Networks. *Journal of Science and Technology in Civil Engineering (STCE)-HUCE*. 2020. Pp. 28–39.
22. Estegamati M.Z., Gurnay T., Banerjee S. Fire Resistance Assessment of Timber Columns Using Explainable Machine Learning Models. *Engineering Structures*. 2023. – Pp. 5–18. DOI: 10.1016.
23. Колесов Н.Г., Варанкина Г.С., Шишлянникова А.Б., Русаков Д.С. Исследование физико-механических свойств модифицированных антипирированных материалов // *Клеи. Герметики. Технологии*. 2005, № 5. С. 2–7.
24. Варанкина Г.С., Колесов Н.Г., Аносов С.В., Русаков Д.С., Федяев Ар.А. Способ повышения огнестойкости массивной древесины // *Клеи. Герметики. Технологии*. 2005, № 7. С. 41–48.
25. Соколова Е.Г., Варанкина Г.С., Аносов С.В., Сюткин Н.Д. Применение огнезащитных составов для обработки шпона при производстве фанеры // *Клеи. Герметики. Технологии*. 2005, № 6. С. 40–47.
26. ISO. ISO 834-2:2019 Испытания на огнестойкость. Элементы строительных конструкций. Часть 2. Требования и рекомендации по измерению воздействия печи на испытательных образцах [Интернет]. Женева, Швейцария: Международная организация по стандартизации; 2019.
27. Остман Б., Брэндон Д. Проблемы пожарной безопасности высотных деревянных зданий – Этап 2: Задача 1 – Обзор литературы. Куинси, Массачусетс, США: Фонд исследований пожарной безопасности; 2016. – С. 65–79.

References

1. Sinov A.D., Ognev F.S., Varankina G.S., Rusakov D.S. Cloud Computing for Enterprises: Implementation and Advantages // *Information Technologies: Proceedings of the 89th Scientific and Technical Conf. of Faculty, Researchers and Postgraduate Students (with International Participation), Minsk, February 3–18, 2025 [Electronic resource] / Belarusian State Technological University*. – Minsk: BSTU, 2025. – P. 75–79.
2. Sinov A.D., Ognev F.S., Varankina G.S., Rusakov D.S. Virtual Network Laboratories in an Educational Organization: Design Methods and Stages // *Information Technologies: Proceedings of the 89th Scientific and Technical Conf. faculty, researchers, and postgraduate students (with international participation), Minsk, February 3–18, 2025 [Electronic resource] / Belarusian State Technological University*. – Minsk: BSTU, 2025. – Pp. 79–83.
3. Baduge S.K., Thilakaratna S., Perera J.S., Arashpour M., Sharafi P., Teodosio B., et al. Artificial Intelligence and Intelligent Vision for Construction 4.0: Machine and Deep Learning Methods and Applications. *Automation in Construction*. 2022, pp. 105–108.
4. Naser M.Z. Mechanism-Based Machine Learning and Artificial Intelligence in Fire Engineering and Sciences. *Fire Engineering*, 2021, pp. 112–118.
5. Cecilmis A., Aksu N., Dael F.A., Shayea I., El-Saleh A.A. Machine Learning-Based Fire Detection: A Comprehensive Review and Evaluation of Classification Models. *JOIV: International Journal of Informatics Visualization*. 2023. – P. 205–207.
6. H.T., Nguyen K.T.K., Le T.S., Zhang G. A review of the use of artificial intelligence for predicting the fire resistance of building materials and their fire resistance. *Molecules*. 2021. – P. 17–21.
7. Lapidus A.A., Ndayiragije I.V. Application of artificial organizational neural networks in the assessment of technological and managerial decisions in construction. *Technology and organization of construction production*. Publishing house International Center for the Development and Implementation of Self-Regulation Mechanisms. 2017 P. 3–6.
8. El Naka I., Murphy M.J., What is machine learning? In: editors El Naka I., Lee R., Murphy M. *Machine learning in radiation oncology*. Cham: Springer; 2015. – P. 205–215. DOI: 10.1007/978-3-319-18305-3_1.
9. Nguyen H.T., Abu-Zidan I., Zhang G., Nguyen K.T.K. Machine learning-based surrogate model for calibrating ignition source properties in FDS models of facade fire resistance tests. *Journal of Fire Safety*. 2022. – P. 65–68.
10. Hassoun M.H., Intrator N., Mackay S., Christian V. *Fundamentals of Artificial Neural Networks*. Computers in Physics. 1996. – Pp. 105–108.
11. Medsker L.R., Jain L.S. *Recurrent Neural Networks. Design and Applications*. 2001. pp. 64–67.

12. Charbouti B., Abdulaziz A. Decision Tree Algorithm–Based Classification for Machine Learning. *Journal of Applied Science and Technology Trends*. 2021. – Pp. 25–28. DOI: 10.38094/jastt20165.
13. Watkins K.J., Dayan P. Q-Learning. *Machine learning*. 1992. pp. 279–292.
14. Brown KB, Pauley E, Whitehouse D, Lucas SM, Cowling PI, Rolfshagen P, et al. A Survey of Monte Carlo Tree Search Methods. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*. 2012. pp. 41–43. DOI: 10.1109/TCIAIG.2012.2186810.
15. Ali F., Kavanagh S. Fire Resistance of Wooden Columns. *Journal of the Wood Science Institute*. 2005. pp. 85–93. DOI: 10.1179/wsc.2005.17.2.85.
16. Breiman L. Bagging Predictors. *Machine learning*. 1996. pp. 123–140. DOI: 10.1007/BF00058655.
17. Olimat A.N., Al-Shawabkeh A.F., Al-Qadi Z.A., Al-Najdawi N.A. Predicting the Effect of Controlled Flame on the Combustibility of Wood Species Using Artificial Intelligence. *Practical Examples in Thermal Engineering*. 2022. – Pp. 55–68.
18. Niku M., Hafiz G., Kachim P. Using Optimization Algorithms Based on Artificial Neural Networks to Determine Temperatures in Wood Exposed to Long-Term Fire. *Buildings*. 2022. – Pp. 35–38.
19. Safir F.J. Thermal/Structural Code for Simulating Structures under Fire. *Engineering Journal-American Institute of Steel Construction*. 2005. pp. 143–158.
20. Naser M. Fire Resistance Assessment Using Artificial Intelligence – A Case Study of Timber Structures. *Journal of Fire Safety*. 2019. pp. 1–18.
21. Tung P.T., Hung P.T. Fire Resistance Prediction of Timber Structures Using Artificial Neural Networks. *Journal of Science and Technology in Civil Engineering (STCE)-HUCE*. 2020. pp. 28–39.
22. Estegamati M.Z., Gurnay T., Banerjee S. Fire Resistance Assessment of Timber Columns Using Explainable Machine Learning Models. *Engineering Structures*. 2023. – Pp. 5–18. DOI: 10.1016.
23. Kolesov N.G., Varankina G.S., Shishlyannikova A.B., Rusakov D.S. Study of physical and mechanical properties of modified fire-retardant materials // *Adhesives. Sealants. Technologies*. 2005, No. 5. pp. 2–7.
24. Varankina G.S., Kolesov N.G., Anosov S.V., Rusakov D.S., Fedyayev Ar.A. Method for increasing fire resistance of solid wood // *Adhesives. Sealants. Technologies*. 2005, No. 7. pp. 41–48.
25. Sokolova E.G., Varankina G.S., Anosov S.V., Syutkin N.D. Application of flame retardants for veneer treatment in plywood production// *Adhesives. Sealants. Technologies*. 2005, No. 6. pp. 40–47.
26. ISO. ISO 834–2:2019, Fire resistance testing. Building elements. Part 2: Requirements and recommendations for measuring oven exposure on test specimens [Internet]. Geneva, Switzerland: International Organization for Standardization; 2019.
27. Ostman B., Brandon D. Fire safety challenges of high-rise timber buildings – Stage 2: Task 1 – Literature review. Quincy, MA, USA: Fire Safety Research Foundation; 2016. – pp. 65–79.