

УДК 544.452.42

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ И УПРАВЛЕНИЯ РЕЖИМАМИ СЖИГАНИЯ УГОЛЬНОЙ ПЫЛИ

Е.Б. Бутаков, С.С. Абдуракипов

Институт теплофизики им. С.С. Кутателадзе

В ходе исследования была изучена возможность мониторинга и выявления аномалий в процессе горения по закономерностям визуализации пламени в топочном пространстве. Экспериментальные исследования проводились на полупромышленном стенде с целью изучения горения пылевидного угля. Изображения процесса горения были классифицированы с использованием алгоритма глубокого обучения для конечного числа соответствующих коэффициентов избытка воздуха (α). По коэффициенту избытка воздуха мы разделили режимы горения на три основных класса: эффективные, неэффективные и аномальные. Этот тип классификации обеспечивает простой подход к оптимизации процесса сгорания и оповещению системы в случае критических событий. Полученная модель выполнила классификацию режимов горения с точностью в диапазоне 87 – 91 %.

Ключевые слова: машинное обучение, сверточные нейронные сети, оптимизация сжигания угля, обнаружение аномалий, электростанция.

DOI: 10.17212/1727-2769-2024-2-24-31

Введение

Энергетика является одной из основных отраслей промышленности, обеспечивающей комфортное и современное существование человека. В последние десятилетия взято направление на развитие чистой и возобновляемой энергетики [1]. В 2023 году инвестиции в возобновляемую энергетику составили 1740 миллиардов USD, при этом в ископаемое топливо 1050 миллиардов USD [2]. Однако возобновляемая энергетика не может полностью обеспечить человечество энергией. Доля солнечной и ветровой энергии – 10,8 % [3]. Последние несколько лет в энергетическом секторе наблюдается кризис. В связи с изменением в международных отношениях нарушились поставки газа в Европу, что привело к росту использования угля [4]. На данный момент доля угля в общей выработке энергии составляет 36 % [5]. Несмотря на сложности в экологическом и эффективном сжигании угля, существуют способы развития данного направления [6, 7]. Одним из путей решения данной задачи является развитие современных систем диагностики и управления процессами сжигания топлива, которые позволят определять неблагоприятные режимы работы котла и осуществлять автоматическое регулирование входных параметров для поддержания оптимального режима [8, 9]. С помощью методов компьютерного зрения можно идентифицировать пламя, выполнять его локализацию, анализировать его характеристики как в ограниченном, так и в большом открытом пространстве [10, 11]. В настоящее время использование данных автоматизированных методов в промышленности находит несомненный практический и научный интерес [12].

Разработка алгоритмов машинного обучения на основе полупромышленных тепловых стендов позволит подойти к созданию автоматизированной системы, способной обнаружить и подстроить энергоэффективные и экологичные режимы сжигания на крупных электростанциях и увеличить их КПД без существенных

изменений в конструкции котельного оборудования. Например, в работе [7] проведен эксперимент по регулировке сжигания угля в котле мощностью 660 МВт. Авторы показали, что разработанная модель компьютерного зрения может успешно классифицировать режимы горения. Авторы применили алгоритм, основанный на сверточном автокодировщике, методе главных компонент и марковской модели для контроля режима горения на основе изображений пламени, которые собираются из системы контроля горения топки. В работе [9] представлены результаты исследования геометрических и световых характеристик пылеугольного пламени с использованием разработанной системы контроля пламени. Результаты, полученные в различных условиях горения, показывают, что разработанная система способна характеризовать пламя как качественно, так и количественно. Выявляются и анализируются корреляции между измеренными параметрами пламени и соответствующими параметрами работы печи, включая нагрузку печи, массовый расход первичного воздуха и размер частиц. В статье [10] рассматривается прогноз производительности (мощности) угольной электростанции мощностью 600 МВт на основе нейронной сети. Развитие таких моделей особенно важно для повышения эффективности электростанций. В литературе повышенное внимание уделяется моделированию и сокращению выбросов NO_x , SO_x для угольных котлов с использованием передовых методов машинного обучения. Авторы провели сравнительный анализ различных моделей машинного обучения: линейной регрессии, метода опорных векторов, полносвязных и рекуррентных нейронных сетей. По результатам моделирования была показана возможность сокращения выбросов NO_x до 15–20 %, что в дальнейшем было подтверждено авторами экспериментально. Своевременный и точный прогноз основных качественных характеристик отсепарированного угля играет важную роль в мониторинге состояния и управлении производством, однако характеристики качества угля, как правило, трудно измерить напрямую в режиме онлайн в промышленной практике. В работе [11] авторы предложили решить проблему с использованием виртуальных датчиков на основе глубокого обучения. Предложенная модель представляла собой многоуровневый автоэнкодер и двунаправленную рекуррентную нейросеть (Bidirectional Long short-term memory network, Bi-LSTM). Важной особенностью было совместное использование размеченных и неразмеченных данных, которые применялись для повышения качества модели обучения с учителем.

Разработка подходов с применением интеллектуальных алгоритмов, таких как нейронные сети, на основе полупромышленных тепловых стендов позволит подойти к созданию автоматизированной системы, способной обнаружить и поддерживать энергоэффективные и экологичные режимы сжигания на крупных электростанциях, увеличить КПД без существенных изменений в конструкции котельного оборудования. Данная научная проблематика является актуальной и направлена на создание перспективных технологий управления процессами сжигания твердого топлива.

1. Экспериментальная установка

Для формирования корпуса обучающих данных для обучения нейронной сети проводились эксперименты по сжиганию угля на экспериментальном стенде (рис. 1) [19]. Стенд оснащен горизонтальной топкой цилиндрической формы длиной 5 м, включающей в себя отдельные секции: камера сгорания (внутренний диаметр 0,3 м, длина 2 м) предназначена для воспламенения и горения топлива, а также проведения визуальных наблюдений; камера дожигания (внутренний диаметр 1 м, длина 3 м), где происходит догорание топлива. Стенд работает следующим образом. Уголь засыпается в бункер, после чего шнековым питателем

и норией подается в мельницу-дизинтегратор, где уголь измельчается до пылевидного состояния со средним размером 50 мкм. После мельницы уголь поступает в воздушный эжектор, где происходит смешение с первичным воздухом. Угольная пыль с воздухом поступает в электродуговой блок, где инициируется воспламенение угля при прохождении через плазменные дуги. Воспламенившийся уголь подается в камеру сгорания, где протекает дальнейшее горение угольной пыли. Недогоревшее топливо поступает в камеру дожигания, где смешивается со вторичным воздухом, необходимым для полного выгорания топлива. Дымовые газы поступают в циклон, где происходит улавливание золы. По длине камеры сгорания контролируется температура с использованием платинородиевых термопар. Газовый анализ в экспериментах измерялся в конце камеры сгорания. Видео процесса горения записывалось через смотровое окно в камере сгорания.

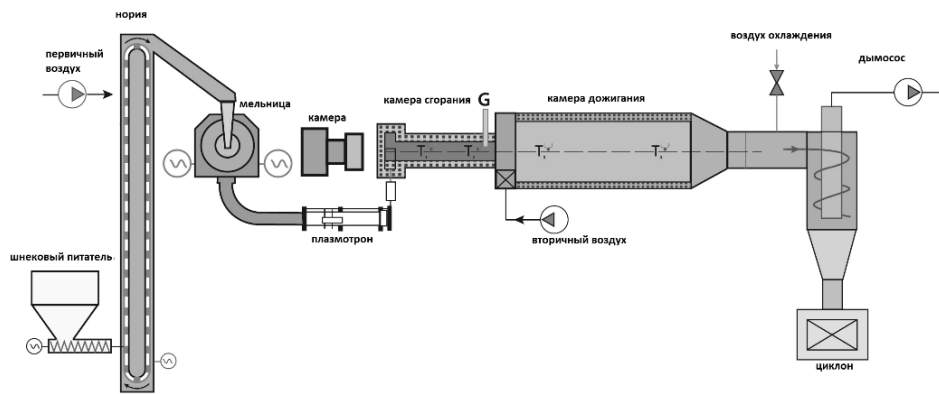


Рис. 1 – Экспериментальный стенд

Fig. 1 – Experimental stand

2. Описание нейронной сети и результаты.

В результате проведения экспериментов были получены данные для обучения и тестирования выбранной модели классификации на основе нейронной сети. Примеры выборки изображений приведены на рис. 2. Для трех различных альфа и трех произвольных моментов времени. На изображениях с меньшим альфа отчетливо видно больше сажи (затемненная зона).

Для мониторинга и обнаружения аномалий процесса горения по изображениям пламени использовались методы глубокого обучения, основанные на классификации на конечном числе классов. В этом подходе архитектура нейросети представляла собой комбинацию сверточных и полносвязных слоев наподобие известной архитектуры AlexNet (рис. 3).

Большая часть исходного изображения, содержащая затемненную область, была обрезана. Разрешение исходных данных было уменьшено до 256×256 пикс. Данные были разделены на обучающую, тестовую и валидационную выборки. В обучающую выборку попало 10 000 изображений, в тестовую – 200 изображений и 500 – в валидационную.

Целью экспериментов являлось обучение сверточной нейронной сети с устойчивостью к искажениям изображений и шуму в данных. Было применено эффективное решение – аугментация, в рамках которого обучающие данные искусственно расширялись искаженными версиями изображений во время обучения.

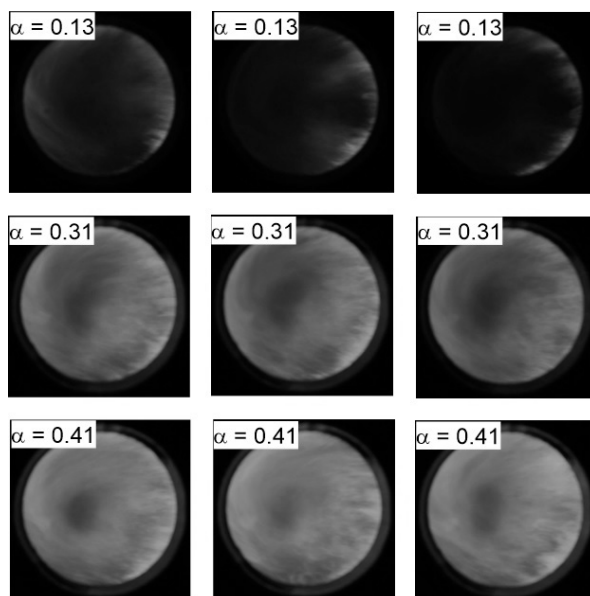


Рис. 2 – Примеры схем горения пламени при различных значениях коэффициента избытка воздуха α

Fig. 2 – Examples of flame combustion schemes at various values excess air coefficient α .

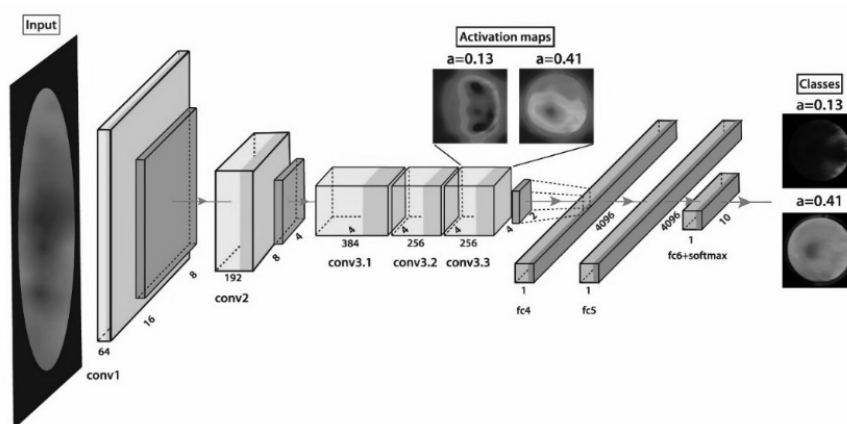


Рис. 3 – Комбинированная архитектура модели для классификации режимов горения по значению коэффициента избытка воздуха α

Fig. 3 – Combined architecture of the model for classifying combustion modes by the value of the excess air coefficient α .

Для реализации этой процедуры мы использовали фреймворк Keras, который предоставляет интерфейс для расширения обучающего набора – класс Image DataGenerator. Использовались процедуры ModelCheckpoint для контроля и сохранения весов нейронной сети в процессе обучения и процедура ранней остановки EarlyStopping для контроля функции потерь на валидационной выборке со значением, равным 10 (обучение останавливалось, если функция потерь не

уменьшалась в течение 10 эпох). Итоговое количество эпох равнялось 500, размер батча изображений для шага оптимизации равнялся 8. В качестве функции потерь использовалась кросс-энтропийная функция потерь (LogLoss). В качестве метода оптимизации использовался адаптивный инерционный метод Адама. Примеры карт активации в сверточных слоях нейросети (классификатора) для разных классов представлены на рис. 4. Карты активации показывают, что нейросеть обращает внимание на форму и размеры затененной области при отнесении изображения к определенному классу.

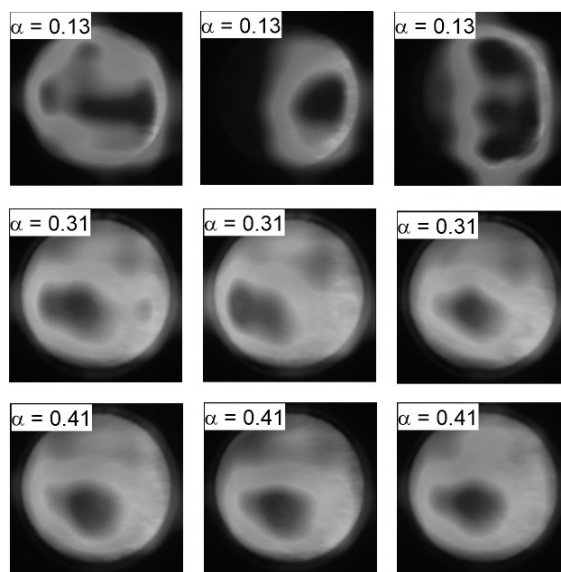


Рис. 4 – Примеры карт активации в сверточных слоях нейронной сети для разных классов

Fig. 4 – Examples of activation maps in convolutional layers of a neural network for different classes

На рис. 5 показана матрица ошибок по картинкам горения. Из матрицы ошибок можно видеть, что худшая точность для класса $\alpha = 0.21$ – 80 %, а лучшая для класса $\alpha = 0.35$ – 92 %, средняя точность по всем классам составляет 87 %.

Заключение

Таким образом, показана возможность использования подходов компьютерного зрения, в частности, сверточных нейронных сетей для обнаружения аномальных режимов горения угольной пыли в камере сгорания, соответствующих низким значениям коэффициента избытка воздуха. Классификатор позволяет определять режим горения и коэффициент избытка воздуха по изображениям пламени со средней точностью 87%, что является удовлетворительным показателем для промышленного использования. Стоит отметить, что наибольшее влияние на качество модели оказали регуляризация, инициализация весов, подбор размера батча и циклической скорости обучения. Точность и полнота модели могут быть значительно улучшены путем сбора более подробных данных с контролируемыми параметрами сгорания, что сделает маркировку изображений более точной. В этом направлении будет проводиться дальнейшая работа.

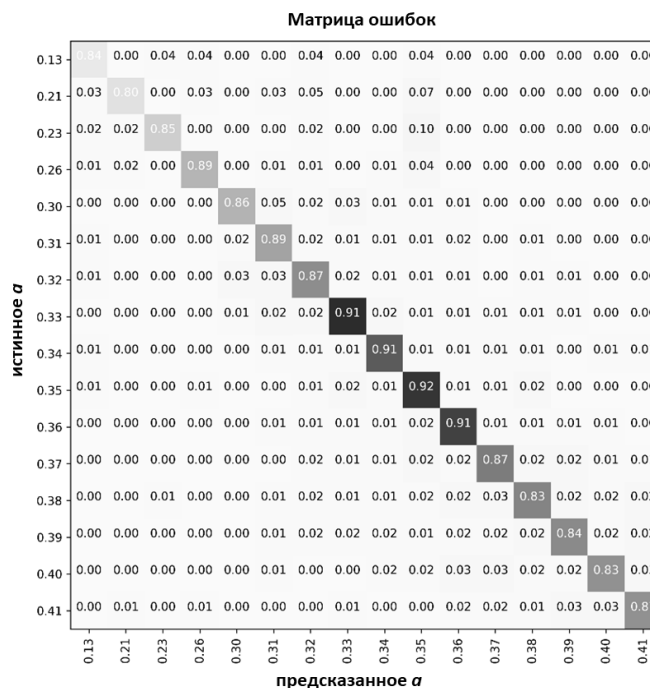


Рис. 5 – Матрица ошибок модели прогнозирования α по закономерностям горения (диагональ матрицы отражает точность классификации)

Fig. 5 – Error matrix of the prediction model α based on combustion patterns (the diagonal of the matrix reflects the classification accuracy)

ЛИТЕРАТУРА

1. Exploring model-based decarbonization and energy efficiency scenarios with PROMETHEUS and TIAM-ECN / P. Fragkos, F.D. Longa, E. Zisarou, B.V. Zwaan, A. Giannousakis, A. Fattahi // *Energies*. – 2023. – Vol. 16 (18). – P. 6421. – DOI: 10.3390/en16186421.
2. IEA. World Energy Investment 2023 / International Energy Agency. – URL: <https://www.iea.org/reports/world-energy-investment-2023> (accessed: 24.05.2024).
3. Enerdata. World Energy & Climate Statistics – Yearbook 2023. – URL: <https://yearbook.enerdata.net/renewables/wind-solar-share-electricity-production.html> (accessed: 24.05.2024).
4. Loewen B. Coal, green growth and crises: Exploring three European Union policy responses to regional energy transitions // *Energy Research & Social Science*. – 2022. – Vol. 93. – P. 102849.
5. IEA. World Energy Outlook 2022 / International Energy Agency. – URL: <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2022> (accessed: 24.05.2024).
6. Chen L., Yong S.Z., Ghoniem A.F. Oxy-fuel combustion of pulverized coal: Characterization, fundamentals, stabilization and CFD modeling // *Progress in Energy and Combustion Science*. – 2012. – Vol. 38. – P. 156–214.
7. Sankar G., Kumar D.S., Balasubramanian K.R. Computational modeling of pulverized coal fired boilers – A review on the current position // *Fuel*. – 2019. – Vol. 236. – P. 643–665.
8. Zhang T., Yi Y., Xu Y. A multi-scale sampling method for accurate and robust deep neural network to predict combustion chemical kinetics // *Combustion and Flame*. – 2022. – Vol. 245. – P. 112319.
9. Dynamic model and deep neural network-based surrogate model to predict dynamic behaviors and steady-state performance of solid propellant combustion / M.Y. Jung, J.H. Chang, M. Oh, C.H. Lee // *Combustion and Flame*. – 2023. – Vol. 250. – P. 112649.

10. Artificial neural network models for heat transfer in the combustion chamber of a bubbling fluidised bed combustion system / N. Doner, K. Ciddi, I.B. Yalcin, M. Sarivaz // *Case Studies in Thermal Engineering*. – 2023. – Vol. 49. – P. 103145.
11. Towards a generalised artificial neural network for sub-grid filtered density function closure in turbulent combustion / H. Yang, T. Kobayashi, S. Iavarone, J.C. Massey, Z.X. Chen // *Applications in Energy and Combustion Science*. – 2023. – Vol. 14. – P. 100142.
12. Plasma ignition system to start up pulverized coal boilers: experimental simulation and full-scale test / E.B. Butakov, A.P. Burdukov, S.V. Alekseenko, E.N. Yaganov // *Journal of Engineering Thermophysics*. – 2022. – Vol. 31. – P. 375–383.
13. **Burdukov A.P., Butakov E.B., Chernova G.V.** Ignition and lighting of coal-fired boilers with mechanically activated micronized coal instead of fuel oil // *Journal of Engineering Thermophysics*. – 2020. – Vol. 29. – P. 492–502.

APPLICATION OF MACHINE LEARNING METHODS FOR DIAGNOSTICS AND CONTROL OF COAL DUST COMBUSTION MODES

Butakov E.B., Abdurakipov S.S.

Kutateladze Institute of Thermophysics, SB RAS

The study examined the possibility of monitoring and identifying anomalies in the combustion process based on the patterns of flame visualization in the combustion space. Experimental studies were carried out on a semi-industrial stand to study the combustion of pulverized coal. Combustion images were classified using a deep learning algorithm for a finite number of corresponding excess air coefficients (α). Based on the excess air coefficient, we divided combustion modes into three main classes: efficient, ineffective and anomalous. This type of classification provides a simple approach to optimize the combustion process and alert the system in the event of critical events. The resulting model classified combustion modes with an accuracy in the range of 87 – 91 %.

Keywords: machine learning, convolutional neural networks, coal combustion optimization, anomaly detection, power plant.

DOI: 10.17212/1727-2769-2024-2-24-31

REFERENCES

1. Fragkos P., Longa F.D., Zisarou E., Zwaan B.V., Giannousakis A., Fattahi A. Exploring model-based decarbonization and energy efficiency scenarios with PROMETHEUS and TIAM-ECN. *Energies*, 2023, vol. 16 (18), p. 6421. DOI: 10.3390/en16186421.
2. IEA. *World Energy Investment 2023*. Available at: <https://www.iea.org/reports/world-energy-investment-2023> (accessed 24.05.2024).
3. Enerdata. *World Energy & Climate Statistics – Yearbook 2023*. Available at: <https://yearbook.enerdata.net/renewables/wind-solar-share-electricity-production.html> (accessed 24.05.2024).
4. Loewen B. Coal, green growth and crises: Exploring three European Union policy responses to regional energy transitions. *Energy Research & Social Science*, 2022, vol. 93, p. 102849.
5. IEA. *World Energy Outlook 2022*. Available at: <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2022> (accessed 24.05.2024).
6. Chen L., Yong S.Z., Ghoniem A.F. Oxy-fuel combustion of pulverized coal: Characterization, fundamentals, stabilization and CFD modeling. *Progress in Energy and Combustion Science*, 2012, vol. 38, pp. 156–214.
7. Sankar G., Kumar D.S., Balasubramanian K.R. Computational modeling of pulverized coal fired boilers – A review on the current position. *Fuel*, 2019, vol. 236, pp. 643–665.
8. Zhang T., Yi Y., Xu Y. A multi-scale sampling method for accurate and robust deep neural network to predict combustion chemical kinetics. *Combustion and Flame*, 2022, vol. 245, p. 112319.
9. Jung M.Y., Chang J.H., Oh M., Lee C.-H. Dynamic model and deep neural network-based surrogate model to predict dynamic behaviors and steady-state performance of solid propellant combustion. *Combustion and Flame*, 2023, vol. 250, p. 112649.

10. Doner N., Ciddi K., Yalcin I.B., Sarivaz M. Artificial neural network models for heat transfer in the combustion chamber of a bubbling fluidised bed combustion system. *Case Studies in Thermal Engineering*, 2023, vol. 49, p. 103145.
11. Yang H., Kobayashi T., Iavarone S., Massey J.C., Chen Z.X. Towards a generalised artificial neural network for sub-grid filtered density function closure in turbulent combustion. *Applications in Energy and Combustion Science*, 2023, vol. 14, p. 100142.
12. Butakov E.B., Burdukov A.P., Alekseenko S.V., Yaganov E.N. Plasma ignition system to start up pulverized coal boilers: experimental simulation and full-scale test. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2022, vol. 31, p. 375–383.
13. Burdukov A.P., Butakov E.B., Chernova G.V. Ignition and lighting of coal-fired boilers with mechanically activated micronized coal instead of fuel oil. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2020, vol. 29, pp. 492–502.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Бутаков Евгений Борисович – родился в 1990 году, канд. техн. наук, ст. науч. сотр., ИТ СО РАН. Область научных интересов: горение, газификация, воспламенение. Опубликовано 53 научные работы. (Адрес: Россия, 630090, г. Новосибирск, пр. ак. Лаврентьева, д. 1. E-mail: e_butakov@mail.ru).

Butakov Evgenii (b. 1990) – Candidate of Sciences (Eng.), Senior Researcher, IT SB RAS. His research interests are currently focused on combustion, gasification, ignition. He is the author of 53 scientific papers. (Address: 1, Ac. Lavrentiev Av., Novosibirsk, 630090, Russia. E-mail: e_butakov@mail.ru).

Абдуракипов Сергей Сергеевич – родился в 1990 году, канд. физ.-мат. наук, мл. науч. сотр., ИТ СО РАН. Область научных интересов: горение, газификация, воспламенение. Опубликовано 47 научных работ. (Адрес: Россия, 630090, г. Новосибирск, пр. ак. Лаврентьева, д. 1. E-mail: s.s.abdurakipov@gmail.com).

Abdurakipov Sergey (b. 1990) – Candidate of Sciences (Phys.&Math.), Researcher, IT SB RAS. His research interests are currently focused on combustion, gasification, and ignition. He is the author of 53 scientific papers. (Address: 1, Ac. Lavrentiev Av., Novosibirsk, 630090, Russia, E-mail: s.s.abdurakipov@gmail.com).

Статья поступила 15 ноября 2024 г.
Received November 15, 2024

To Reference:

Butakov E.B., Abdurakipov S.S. Primenenie metodov mashinnogo obucheniya dlya diagnostiki i upravleniya rezhimami szhiganiya ugol'noi pyli [Application if machine learning methods for diagnostics and control of coal dust combustion modes]. *Doklady Akademii nauk vysshei shkoly Rossiiskoi Federatsii = Proceedings of the Russian higher school Academy of sciences*, 2024, no. 2 (63), pp. 24–31. DOI: 10.17212/1727-2769-2024-2-24-31.