

circuits, are described. The transfer function expression for parasitic antennas with models in the form of distributed parameter circuits is obtained and regimes, analogous to resonance in loads are exposed. The method of enumerated regimes investigation during apparatus testing for stability to electromagnetic noise is discussed. The analysis of resonance regimes in parasitic antennas give the possibility to exclude the worsening of microelectronic apparatus electromagnetic compatibility.

Keywords: electromagnetic compatibility, impulse noise, parasitic antennas, resonance regime, bandwidth, electrically small antennas, distributed parameters circuit, test impulses.

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

KOMNATNY Dmitry Victorovich – Candidate of Technical Sciences,, Associate Professor of the Department theoretical foundations of electrical engineering, Gomel State Technical University named by P.O. Sukhoy, 48 October avenue, Gomel, 246746, Belarus Republic. E-mail: toe4031@gstu.by

CITATION FOR AN ARTICLE

Komnatny D.V. The models of parasitic antennas in units of key systems of information infrastructure taking into account resonance regimes // Vestnik of Tver State Technical University. Series «Building. Electrical engineering and chemical technology». 2025. No. 4 (28), pp. 28–35.

УДК 621.311:004.89

МЕТОДЫ ОБЪЯСНИМОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ И ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ: ВОЗМОЖНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ

М.А. Куликова, Я.А. Чеботарев, О.Н. Торгованова, К.Б. Корнеев
Тверской государственный технический университет (г. Тверь)

© Куликова М.А., Чеботарев Я.А.,
Торгованова О.Н., Корнеев К.Б., 2025

Аннотация. В статье рассматриваются возможности объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ) для энергетических и электроэнергетических систем на примере приложений, которые используют машинное обучение, но еще не используют ХАИ.

Ключевые слова: электроэнергетика, энергосистема, нейронные сети, объяснимый искусственный интеллект, ХАИ, машинное обучение.

DOI: 10.46573/2658-7459-2025-4-35-43

Современные электрические сети становятся все более децентрализованными, лишаясь общего регулирующего органа. В таких условиях часто невозможно рассматривать сети как единый объект, обладающий неограниченным объемом информации и контролем. Кроме того, динамика изменения электрической нагрузки потребителей и работы возобновляемых источников энергии становится все более

сложной и малопредсказуемой. Это делает традиционные методы управления менее эффективными. Чтобы решить эти проблемы, были проведены исследования в этой области с использованием методов машинного обучения (от англ. Machine Learning – ML). Однако у этих методов есть недостаток – они не поддаются интерпретации. Это может вызвать опасения у инженеров-энергетиков относительно их надежности. Использование объяснимого искусственного интеллекта (XAI) способно улучшить качество моделей ML и открыть новые перспективы для исследований [1]. Ниже представлены наиболее применяемые подходы для решения задач, связанных с применением XAI в энергосистемах.

Наиболее часто нейросети применяются для управления накопителями энергии, что становится особенно актуальным в связи с ростом доли возобновляемых источников энергии. В настоящее время активно изучается технология обучения с подкреплением (от англ. Reinforcement Learning – RL), которая может быть использована для управления режимами работы накопителей. Надежность систем хранения энергии имеет первостепенное значение, поэтому важно, чтобы любой применяемый алгоритм обеспечивал минимум ошибочных действий. Одной из причин, по которой инженеры-энергетики могут не захотеть использовать методы RL, является то, что малая выборка исходных данных, на которых производилось обучение, может привести к принятию решений, не имеющих четкой причины [2]. В будущем исследователи могут сосредоточиться на применении объяснимого RL для разработки методов и алгоритмов, которые будут понятны и проверяемы инженерами-энергетиками. В частности, рассмотрено применение квантовых нейронных сетей для обнаружения и локализации неисправностей в малых сетях постоянного тока, где методы XAI использовались с целью объяснения «весов» (значимости) параметров, принимавшихся в учет при выработке решения. Это позволяет сделать модель более прозрачной и обеспечивает понимание причин предложенных решений операторами энергосистем. Такая интерпретируемость крайне важна при разработке стратегий управления потоками энергии, поскольку помогает избежать принятия необоснованных решений и способствует надежному внедрению технологий искусственного интеллекта (ИИ) в критически важные инфраструктуры, к которым относится электроэнергетика.

Объяснимый искусственный интеллект может также применяться для регулирования частоты и напряжения в электросети. В последнее время для решения таких задач все чаще используется RL, один из методов которого представлен на рис. 1. Одной из причин этой тенденции является растущая интеграция возобновляемых источников энергии и появление новых потребителей. Однако инженеры-энергетики могут опасаться, что существующий алгоритм может не учитывать некоторые экстремальные ситуации, такие как резкое снижение нагрузки, что может привести к нежелательным последствиям [3], вплоть до аварий. В такой ситуации использование XAI может помочь понять законы, лежащие в основе алгоритмов RL, и предложить операторам энергосистем более эффективные стратегии для управления распределенной генерацией и предотвращения проблем, связанных со стабильностью частоты и напряжения. Более того, использование этих мощных инструментов в сочетании с пониманием, которое дают методы XAI, может стать путем к более быстрому внедрению интеллектуальных систем, оптимально управляющих множеством распределенных источников. RL-агенты демонстрируют способность адаптироваться к быстро меняющемуся балансу нагрузки и генерации [4]. Однако в условиях экстремальных сценариев, таких как резкое снижение нагрузки или

отказ генерирующих мощностей, даже самые мощные алгоритмы оказываются непрозрачными: инженеры не всегда могут понять, почему RL-политика выбирает именно такие действия. Одним из путей решения этой проблемы стало применение XAI. Например, анализ, основанный на концепции значений Шепли (от англ. Shapley Additive exPlanations – SHAP) выявляет, какие входные признаки реально влияют на выбор действий агента.

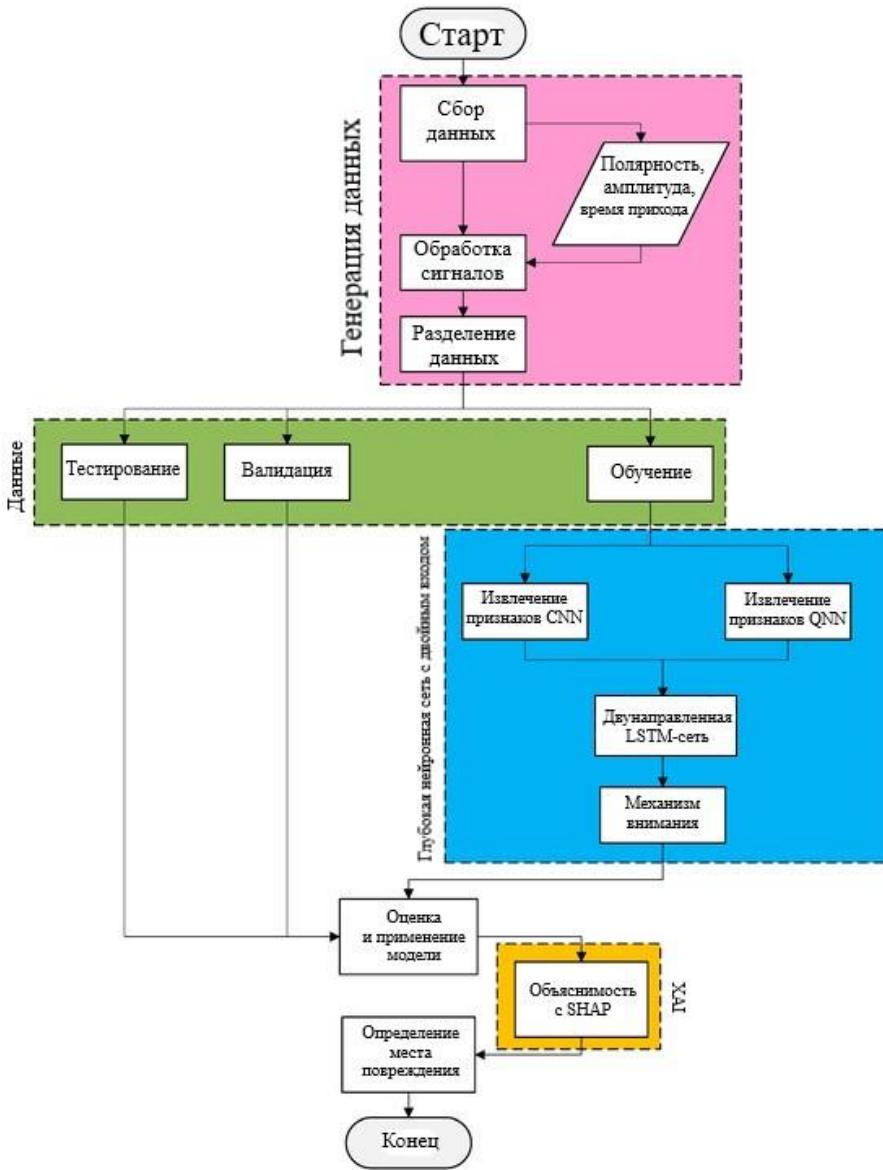


Рис. 1. Блок-схема предлагаемого метода

В рамках реализуемого алгоритма используются как легко алгоритмизируемые методы обработки данных на основе типовых признаков, так и работа с нечеткими множествами признаков, требующих применения нейросетей для их выявления, таких как сверточные нейросети (Convolutional Neural Network, англ. CNN, рус. СНН), помогающие

выделять графические образы в массиве данных, квантовые нейронные сети (Quantum Neural Networks, QNN), обеспечивающие эффективную обработку больших массивов данных. Для эффективной обработки полученных зависимостей используется LSTM (Long Short-Term Memory, долгая краткосрочная память, ДКП) – это особый вид нейросети, который умеет запоминать выявленные долгосрочные зависимости.

На примере многошкольного контроллера для управления напряжением было доказано, что SHAP-метод способен выявлять ключевые признаки, которые определяют ответы агента в случае ограниченных измерений в подстанциях. В другом подходе применили дифференцируемые деревья решений, превратив «непрозрачный» RL-агент в прослеживаемую структуру модели, объяснив логику эффективного управления накопителями и электрическими нагрузками. Более того, работы с XAI и RL показали, что комбинация RL и SHAP-интерпретаций позволяет не только контролировать реактивную мощность, но и предсказывает отклонения частоты, статистические пики нагрузки и ошибки прогноза, повышая доверие операторов к использованию методов RL и облегчая внедрение интеллектуальной системы. Таким образом, синергия RL и XAI не ограничивается лишь автоматизацией: она создает прозрачные, проверяемые стратегии управления, которые дают возможность операторам контролировать и понимать действия интеллектуальных агентов, что значительно ускоряет внедрение распределенных систем управления частотой и напряжением.

Обучение с подкреплением также находит применение в сфере планирования энергопотребления. Например, RL используется для динамического ценообразования. Однако эти алгоритмы не объясняют, как формируется изначальная цена. Если в модели ML возникают внезапные скачки цен, системному менеджеру важно понимать их причины. Кроме того, необходимо объяснить, как определяется стоимость электроэнергии для потребителей, что делает эту сферу отличным кандидатом для применения XAI [5].

Одним из последних достижений в области интеллектуальных сетей стало использование потребителями интеллектуальных счетчиков. За последние несколько лет многие публикации были посвящены внедрению методов ML в приложения для потребителей энергии, которые используют информацию, полученную от этих счетчиков. Отмечается, что эта информация может способствовать энергосбережению, улучшать обнаружение неисправностей, прогнозировать спрос, стимулировать к экономии энергии и решать множество других задач. Однако практическая ценность применения ML для этих целей может быть ограничена, поскольку пользователям сложно понять решения, принимаемые этими алгоритмами. Именно поэтому внедрение технологии XAI может повысить доверие пользователей к таким приложениям. Ниже приведены некоторые примеры, подтверждающие эти утверждения.

Одним из способов применения интеллектуальных счетчиков является оценка энергопотребления отдельных устройств через разбивку нагрузки, также известная как ненавязчивый мониторинг нагрузки (от англ. Non-Intrusive Load Monitoring – NILM). В последние годы многие исследователи использовали методы глубокого обучения (DL – Deep Learning) для реализации NILM. Еще одним способом для уменьшения потребления является управление спросом (от англ. Demand Side Management – DSM). Глубокое обучение показало свою эффективность в решении конкретных задач, связанных с DSM, таких как зарядка электромобилей. Однако на пути к реальному внедрению этих технологий стоит проблема недоверия со стороны потребителей. Например, потребитель

может быть не готов использовать модель ML, которую он не понимает, для зарядки своего электромобиля, опасаясь, что автомобиль не будет полностью заряжен в нужный момент. В таких приложениях применение методов XAI способно значительно улучшить понимание и полезность моделей для конечных пользователей, обеспечивая надежную и простую обратную связь [6]. Следует отметить, что разрабатываются концепции, которые делают классификаторы интерпретируемыми в том числе для специалистов по ИИ, а не только для повышения доверия конечных пользователей (рис. 2). В исследовании рассматривается использование SHAP-анализа для объяснения факторов, влияющих на прогнозирование спроса на зарядку электромобилей, что способствует повышению доверия водителей к системам управления зарядкой. Такие методы особенно актуальны в условиях высокой интеграции возобновляемых источников энергии и растущего числа электромобилей, когда традиционные подходы могут не учитывать поведенческие аспекты потребителей. Использование XAI в данном контексте способствует повышению доверия пользователей к интеллектуальным системам управления и ускоряет их внедрение в реальные энергетические сети [7].

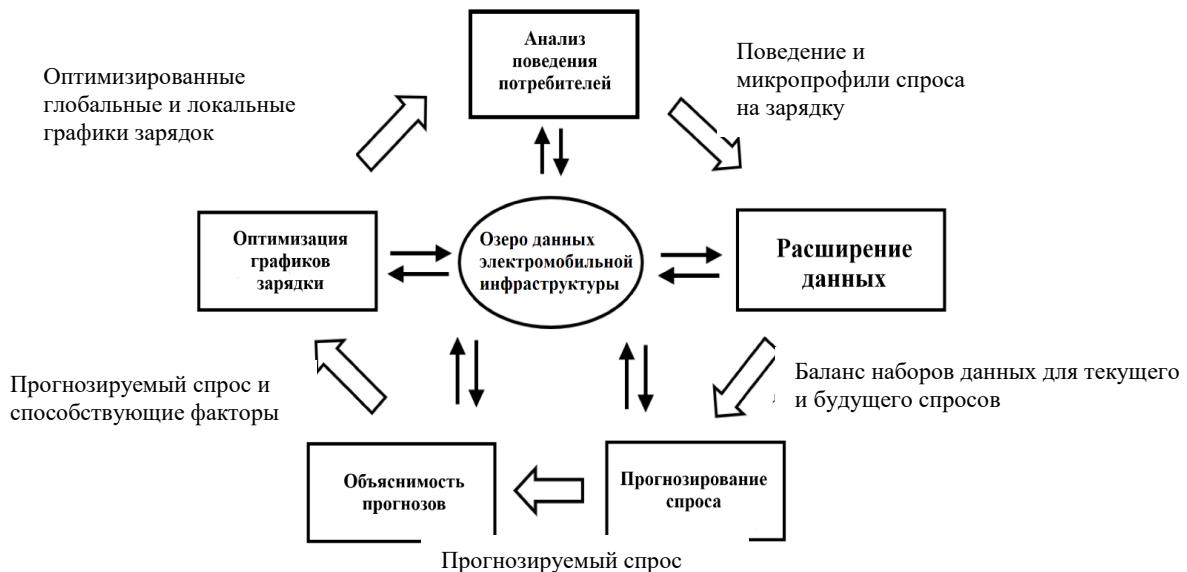


Рис. 2. Предлагаемая структура ИИ для инфраструктуры электромобилей

Еще одним популярным способом приложения ML является мониторинг энергосистемы. Этот процесс включает в себя выявление и локализацию неисправностей, обнаружение дисбалансов в энергосетях и предотвращение кибератак. С возрастающей сложностью сетей эти задачи становятся все более трудными, и для решения часто применяются методы ML, которые отлично подходят для сложных задач распознавания образов [8]. Однако из-за своей «непрозрачной» природы модели ML не могут быть использованы на практике для таких критически важных приложений. Использование XAI может помочь эффективно применять эти мощные модели, сохраняя при этом доверие потребителей, необходимое для выполнения ответственных задач. В недавних исследованиях продемонстрирована эффективность интеграции методов XAI в задачи мониторинга энергосистем.

Одним из вариантов применения является обнаружение линейных неисправностей, для которого используются измерения на шинах подстанций в качестве входных данных. Хотя исследования показывают отличные результаты при использовании ML для решения этой задачи, причины построения таких прогнозов остаются неясными. Инженеры-энергетики могут с осторожностью относиться к использованию модели, которая способна принимать решения на основе нерелевантной информации. Использование XAI может помочь инженерам-энергетикам понять, основан ли прогноз на соответствующей информации [9]. Например, XAI может быть задействован для определения того, какие измерения были использованы для обнаружения неисправности. Или же вариации методов могут быть применены, чтобы помочь системным проектировщикам оптимально разместить измерительное оборудование на шинах, которые модель считает наиболее важными.

Еще одним важным направлением мониторинга энергосистем является обеспечение кибербезопасности. Методы ML применяются для выявления кибератак, таких как ввод ложных данных и вторжения. Однако эти методы не предоставляют объяснения, почему те или иные измерения классифицируются как кибератаки [10]. В результате операторы могут не осознавать суть проблемы, и ее устранение может стать сложной задачей. Как уже упоминалось ранее, понимание этих моделей должно быть на высоком уровне, поскольку неправильная классификация может привести к катастрофическим последствиям (рис. 3). Методы XAI способны повысить доверие к таким моделям и предоставить экспертам в области энергетики возможность понять, почему то или иное событие расценивается как кибератака. Отдельно следует отметить методы машинного обучения, реализованные на базе концепции BOSSVS (англ. Bag of Symbolic Fourier Approximation Symbols with Vector Space Model – дословно «мешок символьных переменных в векторном пространстве после дискретного преобразования Фурье»), в которых слабые базовые модели последовательно объединяются в одну сильную, исправляя ошибки предшественников.



Рис. 3. Реализованные модели ML и DL для обнаружения кибератак

В условиях растущей сложности энергетических систем и активного внедрения искусственного интеллекта, прозрачность и интерпретируемость алгоритмов становятся критически важными. Методы ML и DL, особенно RL, демонстрируют высокую эффективность в задачах управления накопителями энергии, регулирования частоты и

напряжения, мониторинга состояния сетей, обнаружения неисправностей и обеспечения кибербезопасности (таблица). Однако часто их поведение, наиболее точно описываемое как «черный ящик», вызывает недоверие как у инженеров-энергетиков, так и у конечных пользователей [11].

Применение ИИ в энергосистемах и энергетике и преимущества, реализуемые с помощью XAI

Приложение	Проблема, вызванная недостаточной объяснимостью	Преимущества XAI
Управление накоплением энергии с использованием RL	Изученные законы управления могут не иметь смысла для эксперта по энергосистемам и могут рассматриваться как ненадежные	Объяснение логики полученных законов управления и предоставление наглядного алгоритма поведения для эксперта
Управление частотой/напряжением с использованием RL	Изученные законы могут казаться ненадежными в экстремальных ситуациях, например, при ограничении нагрузки	Объяснение принимаемых решений при возникновении критических ситуаций, которым эксперт может доверять
Планирование энергопотребления	Неясные причины, лежащие в основе решений по планированию.	Объяснение причин принятия решений
NILM	Отсутствие доверия потребителей к неинтерпретируемым алгоритмам ML	Повышение доверия потребителей за счет объяснения логики решений
DSM	Опасения потребителей по поводу неинтерпретируемого алгоритма для критических задач	Гарантируемое объяснение поведения и уверенность потребителя в алгоритмах и принятых решениях
Обнаружение неисправностей в линиях	Отсутствие понимания того, какие измерения повлияли на решение	Демонстрация наиболее важных для принятия решений параметров
Кибербезопасность и мониторинг	Неинтерпретируемые решения в критических положениях	Объяснение причин, по которым срабатывает сигнал, и возможность установить, почему это считается кибератакой

Современные модели машинного обучения продемонстрировали впечатляющую эффективность в сфере энергетики и управления энергосистемами. Однако специалистам в области энергетики и обычным пользователям может быть непросто доверять выводам этих алгоритмов, если они не до конца понимают, как они работают на практике и какие математические и физические модели лежат в их основе. Соответственно, цель XAI заключается в преобразовании моделей ML таким образом, чтобы они были более понятными и заслуживающими доверия. В рамках этой тенденции XAI был реализован в нескольких работах в области энергетики за последние несколько лет. В результате анализа тенденций современных исследований удалось установить, при каких условиях используются различные методы XAI. В частности, публикации показывают, что SHAP является наиболее широко используемым методом XAI. Кроме того, большинство моделей машинного обучения, применяющих XAI, фактически остаются традиционными

алгоритмами, в то время как модели DL, включая интерактивные агенты, редко сочетают с XAI по причине затруднений с интерпретацией выводов.

Стоит также отметить, что внедрение методов XAI в энергетике сталкивается с определенными ограничениями, вытекающими непосредственно из ряда особенностей обработки информации при ML. Хотя XAI может облегчить использование методов ML на практике, все еще существуют препятствия, которые следует учитывать, такие как стандартизация, безопасность, а также наличие недостоверной или неполной информации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Куликова М.А., Торгованова О.Н., Корнеев К.Б. Методы объяснимого искусственного интеллекта для энергетических и электроэнергетических систем: обзор, проблемы и возможности // *Вестник Тверского государственного технического университета. Серия «Строительство. Электротехника и химические технологии»*. 2024. № 4 (24). С. 50–57.
2. Vollert S., Atzmueller M., Theissler A. Interpretable Machine Learning: A Brief Survey from the Predictive Maintenance Perspective // *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*. 2021, pp.1–8.
3. Alvarez-Alvarado M.S., Donaldson D.L., Recalde A.A., Noriega H.H., Khan Z.A., Velasquez W., Rodriguez-Gallegos C.D. Power System Reliability and Maintenance Evolution: A Critical Review and Future Perspectives // *IEEE Access*. 2022. Vol. 10, pp. 51922–51950.
4. Retzlaff C.O., Angerschmid A., Saranti A., Schneeberger D., Roettger R., Mueller H., Holzinger A. Post-hoc vs Ante-hoc Explanations: xAI Design Guidelines for Data Scientists // *Cogn Syst Res*. 2024. Vol. 86. Article 101243.
5. Аверкин А.Н. Объяснимый искусственный интеллект как часть искусственного интеллекта третьего поколения // *Речевые технологии*. 2023. № 1. С. 4–10.
6. Arrieta A.B., Díaz-Rodríguez N., Del Ser J., Bennetot A., Tabik S., Barbado A., García S., Gil-López S., Molina D., Benjamins R. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, Taxonomies, Opportunities and Challenges Toward Responsible AI // *Inf Fusion*. 2020. Vol. 58, pp. 82–115.
7. Корнеев К.Б., Хрусталева М.С., Сизова В.В. Анализ влияния электромобилей на функционирование электросетевой инфраструктуры города // *Вестник Тверского государственного технического университета. Серия «Строительство. Электротехника и химические технологии»*. 2023. № 1 (17). С. 42–55.
8. Евсеев В.И. Искусственный интеллект в современном мире: надежды и опасности создания и использования // *Аэрокосмическая техника и технологии*. 2023. Т. 1. № 1. С. 16–34.
9. Liao H. Accelerated Testing and Smart Maintenance: History and Future // *IEEE Trans Reliab*. 2023, pp. 1–5.
10. Ahmed I., Jeon G., Piccialli F. From Artificial Intelligence to Explainable Artificial Intelligence in Industry 4.0: a Survey on What, How, and Where // *IEEE Trans Ind Informatics*, 2022. Vol. 18. No. 8, pp. 5031–5042.
11. Gao S., Wang W., Chen J., Wu X., Shao J. Optimal Decision-Making Method for Equipment Maintenance to Enhance the Resilience of Power Digital Twin System under Extreme Disaster // *Glob Energy Interconnect*, 7 (2024), pp. 336–346.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

КУЛИКОВА Мария Александровна – магистрант, ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», 170026, г. Тверь, наб. А. Никитина, д. 22. E-mail: mashakilikova@mail.ru

ЧЕБОТАРЕВ Ярослав Алексеевич – магистрант, ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», 170026, г. Тверь, наб. А. Никитина, д. 22. E-mail: yasyasmr@mail.ru

ТОРГОВАНОВА Ольга Николаевна – старший преподаватель кафедры иностранных языков, ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», 170026, г. Тверь, наб. А. Никитина, д. 22. E-mail: maerz@mail.ru

КОРНЕЕВ Константин Борисович – кандидат технических наук, доцент кафедры электроснабжения и электротехники, ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», 170026, г. Тверь, наб. А. Никитина, д. 22. E-mail: energy-tver@mail.ru

БИБЛИОГРАФИЧЕСКАЯ ССЫЛКА

Куликова М.А., Чеботарев Я.А., Торгованова О.Н., Корнеев К.Б. Методы объяснимого искусственного интеллекта для энергетических и электроэнергетических систем: возможности применения // Вестник Тверского государственного технического университета. Серия «Строительство. Электротехника и химические технологии». 2025. № 4 (28). С. 35–43.

METHODS OF EXPLAINABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR POWER AND ELECTRIC POWER SYSTEMS: APPLICATION POSSIBILITIES

M.A. Kulikova, Ya.A. Chebotarev, O.N. Torgovanova, K.B. Korneev

Tver State Technical University (Tver)

Abstract. This paper examines the potential of explainable artificial intelligence (XAI) for energy and power systems using applications that use machine learning but do not yet use XAI.

Keywords: electric power, power system, neural networks, explainable artificial intelligence, XAI, machine learning.

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

KULIKOVA Mariya Aleksandrovna – Master’s Student, Tver State Technical University, 22, embankment of A. Nikitin, Tver, 170026, Russia. E-mail: mashakilikova@mail.ru

CHEBOTAREV Yaroslav Alekseevich – Master’s Student, Tver State Technical University, 22, embankment of A. Nikitin, Tver, 170026, Russia. E-mail: yasyasmr@mail.ru

TORGOVANOVA Olga Nikolaevna – Senior Lecturer of the Department of Foreign Languages, Tver State Technical University, 22, embankment of A. Nikitin, Tver, 170026, Russia. E-mail: maerz@mail

KORNEEV Konstantin Borisovich – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Power Supply and Electrical Engineering, Tver State Technical University, 22, embankment of A. Nikitin, Tver, 170026, Russia. E-mail: energy-tver@mail.ru

CITATION FOR AN ARTICLE

Kulikova M.A., Chebotarev Ya.A., Torgovanova O.N., Korneev K.B. Methods of explainable artificial intelligence for power and electric power systems: application possibilities // Vestnik of Tver State Technical University. Series «Building. Electrical engineering and chemical technology». 2025. No. 4 (28), pp. 35–43.