



МЕТОДИКА ПРЕПОДАВАНИЯ ОБЩЕИНЖЕНЕРНЫХ И СПЕЦИАЛЬНЫХ УЧЕБНЫХ ДИСЦИПЛИН В АЭРОКОСМИЧЕСКОМ ВУЗЕ

УДК 378::629.7-042.4:004.8
DOI 10.20339/AM.06-25.076

В.Т. Калугин,

д-р техн. наук, профессор,
руководитель НУК СМ

Московский государственный технический университет
имени Н.Э. Баумана

А.Ю. Луценко,

канд. техн. наук, доцент,
первый заместитель декана факультета СМ

Московский государственный технический университет
имени Н.Э. Баумана

И.К. Романова-Большакова*,

канд. техн. наук, доцент,
заместитель декана по магистратуре факультета СМ

e-mail: irina.romanova@bmstu.ru

<https://orcid.org/0000-0002-5757-350X>

Московский государственный технический университет
имени Н.Э. Баумана

ОБЪЯСНИМЫЙ ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК НОВОЕ НАПРАВЛЕНИЕ РАЗВИТИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ И ПОДГОТОВКИ КАДРОВ В РАКЕТНО-КОСМИЧЕСКОЙ И АВИАЦИОННОЙ ТЕХНИКЕ

Представлена новая задача в области искусственного интеллекта – сделать его понятным и доступным. Проблемы «черного ящика» в искусственном интеллекте (ИИ) на сегодняшний день весьма успешно решаются в рамках нового направления – объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ), признанного искусственным интеллектом третьего поколения. В статье определены понятия и проблемы объяснимости ИИ, описаны методы решения в области объяснимости ИИ. Отмечена роль ХАИ как интерфейса между сложными интеллектуальными системами и специалистами по данным, экспертами в предметной области, разработчиками и эксплуатантами новой техники – конечными пользователями. Он помогает расшифровывать сложные внутренние механизмы «черного ящика» машинного обучения (ML), делая причины их решений более понятными. Методы объяснимого машинного обучения повышают прозрачность использования и уровень доверия людей. Отмечено современное состояние ИИ в области РКТ (ракетно-космической техники) и направления РКТ, в которых целесообразно внедрять технологии объяснимого ИИ. Поставлена задача актуализации планов подготовки специалистов РКТ в области ИИ с учетом новых тенденций объяснимого ИИ и формирования новых компетенций разработчиков ракетно-космической и авиационной техники для решения задач жизненного цикла изделий, в том числе диагностики, прогнозного обслуживания, распознавания образов, оптимального проектирования на базе методов ХАИ.

Ключевые слова: компетенции разработчиков ракетно-космической и авиационной техники, искусственный интеллект, объяснимый искусственный интеллект.

EXPLAINABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A NEW DIRECTION OF DEVELOPMENT OF INTELLECTUAL TECHNOLOGIES AND TRAINING IN ROCKET, SPACE AND AVIATION ENGINEERING

Vladimir T. Kalugin, Dr. Sc. (Engineering), Professor, Head of the NUC SM Bauman Moscow State Technical University

Alexander Yu. Lutsenko, Cand. Sc. (Engineering), Docent, First Deputy Dean of the Faculty of SM Bauman Moscow State Technical University

Irina K. Romanova-Bolshakova*, Cand. Sc. (Engineering), Docent, Deputy Dean for Master's Degree of the Faculty of SM Bauman Moscow State Technical University, e-mail: irina.romanova@bmstu.ru, <https://orcid.org/0000-0002-5757-350X>

New tasks in the field of artificial intelligence are presented – to make it understandable and accessible. The problems of the “black box” in artificial intelligence (AI) are currently being solved very successfully within the framework of a new direction – explainable artificial intelligence (XAI), recognized as artificial intelligence of the third generation. The article defines the concepts and problems of explainability of AI, describes the methods of solving in the field of explainability of AI. The role of XAI as an interface between complex intelligent systems and data specialists, domain experts, developers and operators of new technology, and end users is noted. It helps to decipher the complex internal mechanisms of the machine learning (ML) black box, making the reasons for their decisions more understandable. Explicable machine learning methods increase the transparency of use and the level of trust of people. The current state of AI in the field of RCT (rocket and space technology) and the areas of RCT in which it is advisable are noted.

Keywords: competencies of developers of rocket, space and aviation technology, artificial intelligence, explainable artificial intelligence

Введение

Искусственный интеллект (ИИ) – комплекс технологических решений, позволяющий имитировать когнитивные функции человека (включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма) и получать при выполнении конкретных задач результаты, сопоставимые как минимум с результатами интеллектуальной деятельности человека.

Общие задачи ускоренного развития искусственного интеллекта в Российской Федерации, проведения научных исследований в области искусственного интеллекта, повышения доступности информации и вычислительных ресурсов для пользователей, а также важнейшие для сферы образования направления совершенствования системы подготовки кадров в этой области определены Указом Президента РФ от 10 октября 2019 г. № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» и утвержденной в соответствии с этим указом Национальной стратегией развития искусственного интеллекта на период до 2030 г. (<https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/72738946/>). Актуальные вопросы развития динамически развивающихся технологий ИИ нашли свое отражение в недавно состоявшейся международной конференции AI Jougney, на которой выступил президент Российской Федерации В.В. Путин. Во время мероприятия глава государства прокомментировал применение ИИ в России, пользу этих технологий и прочие актуальные вопросы.

«Технологии искусственного интеллекта призваны стать важнейшим ресурсом достижения национальных целей развития, обеспечить укрепление обороноспособности страны, качественное развитие экономики и социальных отраслей, госуправления, рост инноваций», – подчеркнул глава государства. По мнению В.В. Путина, России необходимо не только создавать собственные технологии ИИ, но и активно участвовать в мировой гонке по созданию сильного искусственного интеллекта. Особо была подчеркнута задача открытости и понятности технологий ИИ. «Алгоритмы таких систем должны быть доверенными, то есть понятными, открытыми и непредвзятыми, разрабатываться с учетом культурных, национальных особенностей каждой цивилизации с ее историей, идентичностью и традициями, к которым

мы в России относимся с глубоким уважением», – заявил российский лидер. Президент добавил, что искусственный интеллект применяется практически во всех сферах жизни, включая ЖКХ, транспорт, медицину и образование.

Российский фонд прямых инвестиций (РФПИ) совместно с 20 компаниями из шести стран создает Альянс БРИКС по развитию искусственного интеллекта, к которому на первом этапе присоединились более 20 компаний из 6 стран объединения (Россия, Бразилия, Индия, Китай, Иран, ОАЭ). Первое заседание Альянса БРИКС в сфере ИИ пройдет в России в I квартале 2025 г. В ближайшие месяцы ожидается присоединение к Альянсу БРИКС+AI еще более 40 компаний, среди которых крупнейшие корпорации, университеты, технологические, инфраструктурные, медицинские компании, разработчики фармацевтических препаратов, поставщики услуг для финансовой инфраструктуры и телекоммуникационной отрасли, производители электродвигателей, батарей и полупроводников. Важно подчеркнуть, что ИИ является ключевым компонентом в Индустрии 4.0.

В статье [1] были рассмотрены основные компоненты Национальной стратегии развития искусственного интеллекта на период до 2030 г. и их реализация в подготовке специалистов по УГСН 24.00.00 «Авиационная и ракетно-космическая техника» на факультете «Специальное машиностроение», включая самостоятельно утверждаемые образовательные стандарты в МГТУ им. Н.Э. Баумана, учебные планы и дисциплины, в которых целесообразно изучать методы, технологии и примеры применения искусственного интеллекта.

Поставленная руководством страны задача обеспечения понимания результатов ИИ как в повседневной жизни людей и общества, так и в процессе принятия решений в области техники, здравоохранения и др., может быть реализована в рамках принципиально нового направления – объяснимого ИИ.

Использование методов ИИ в ракетно-космической области также должно быть обсуждено с точки зрения объяснимости и понимания результатов. В статье рассмотрены следующие аспекты:

- ◆ Понятия и проблемы объяснимости ИИ.
- ◆ Методы решения в области объяснимости ИИ.
- ◆ Современное состояние ИИ в области РКТ.

- ◆ Направления РКТ, в которых целесообразно внедрять технологии объяснимого ИИ.
- ◆ Актуализация планов подготовки специалистов РКТ в области ИИ с учетом новых тенденций объяснимого ИИ.

Основная часть

Понятия и проблемы объяснимости ИИ

Впечатляющие успехи в области практического применения методов искусственного интеллекта породили новую проблему, которую сейчас принято называть проблемой «черного ящика». Само название не является новым и многие годы используется в теории и практике моделирования, когда сопоставляется внешнее описание («черный ящик») и внутреннее описание в рамках решения задачи реализации. На современном этапе осуществлен переход от моделирования к процессу принятия решений [2] на основании методов ИИ. Однако реализация алгоритмов ИИ порождает подобия «черного ящика»: зачастую не только конечные пользователи, но и сами разработчики не могут точно определить, как именно модель машинного обучения пришла к тем или иным выводам в ходе обработки исходных данных [3–8].

Примером могут служить модели глубокого обучения (DL), которые по своей сути непрозрачны и не способны объяснять свои прогнозы, решения и действия. Чтобы обойти такие ограничения, часто называемые проблемой «черного ящика», появилась новая область в искусственном интеллекте – ХАИ (eXplainable Artificial Intelligence). Это обширная область, которая включает в себя широкий спектр инструментов и методов.

Объяснимый искусственный интеллект (ХАИ) выполняет роль критического интерфейса, способствующего взаимодействию между сложными интеллектуальными системами и различными людьми, включая специалистов по данным, экспертов в предметной области, конечных пользователей и т.д. Он помогает расшифровывать сложные внутренние механизмы «черного ящика» машинного обучения (ML), делая причины их решений более понятными. Методы объяснимого машинного обучения повышают прозрачность использования и уровень доверия людей [4].

Текущие исследования в области ХАИ в основном сосредоточены на способах повышения доверия пользователей: за счет понимания причин выводов, сделанных моделью, разработчики могут выполнять отладку, уточнения и оптимизацию моделей машинного обучения [3].

Методы решения в области объяснимости ИИ

Вводится понятие интерпретируемости как степени, в которой алгоритмы машинного обучения могут быть поняты людьми. Более конкретно, интерпретируемость описывает

способность понимать обоснование прогнозов и решений, принятых моделью машинного обучения.

Инструменты интерпретируемости помогают преодолеть этот аспект алгоритмов машинного обучения и выявить, как предикторы вносят (или не вносят) вклад в прогнозы. Кроме того, можно проверить, использует ли модель правильные доказательства для своих прогнозов, и найти смещения модели, которые не сразу очевидны.

Отмечено, что объяснимый искусственный интеллект является основной частью искусственного интеллекта третьего поколения [6].

Методы объяснимого ИИ достаточно широко представлены в отечественной и зарубежной литературе [3–7].

Способность объяснять модель в целом теперь является золотым стандартом для создания доверия и развертывания систем искусственного интеллекта (ИИ) в критических областях.

Среди конкретных методов ХАИ можно отметить направления применения методов описательной статистики для интерпретации моделей, а также показать, как интерпретировать модель машинного обучения (классификация и регрессия).

Создание прозрачной системы поддержки для объяснения взаимосвязей ввода-вывода, моделируемых системой черного ящика, может быть выполнено на основании системы нечеткого вывода (FIS) – прозрачной модели, которая представляет системные знания с использованием объяснимой базы правил. Поскольку база правил нечеткой системы проще для интуитивного понимания пользователем, FIS часто используется в качестве системы поддержки для объяснения существующей модели черного ящика [8].

В [9] представлены направления улучшения интерпретируемости моделей на основе деревьев с помощью трех основных подходов вкладов: алгоритм полиномиального времени для вычисления оптимальных объяснений на основе теории игр; прямое измерение эффектов взаимодействия локальных признаков; понимание глобальной структуры модели на основе объединения множества локальных объяснений каждого предсказания.

Рассмотрим основные методы ХАИ (табл.).

Одним из самых распространенных методов ХАИ является LIME – метод локально интерпретируемых модельно-агностических объяснений, который аппроксимирует поведение сети, используя более простую, более интерпретируемую модель. Генерируя синтетические данные из входных данных X , вычисляя сетевые прогнозы для синтетических данных с использованием сети, а затем используя результаты для подгонки простой регрессионной модели, функция LIME определяет важность каждой X для оценки активации сети по каждому каналу информации [10; 11].

Таблица

Основные методы XAI

Классификация	XAI Techniques
Data Explainability	Commonly used Data Visualization Plots Dimensionality Reduction Techniques
White-Box Models	Linear Model Decision Tree Generalized Additive Models (GAMs) Tree Ensembles
Artificial Neural Networks	Neural Networks Neural-Symbolic
Evaluation Metrics	Model Evaluation Metrics
Feature Based Techniques	Feature Importance Partial Dependence Plots Individual Conditional Expectation Accumulated Local Effects Global Surrogate LIME Shapley Value
Example Based Techniques	Counterfactuals Anchors Contrastive Explanation Method Prototype Counterfactuals Integrated Gradients Kernel Shap Tree Shap

В качестве примера в [10] показано выполнение интерпретации нейросети для классификации признаков

данных. LIME генерирует синтетический набор данных, статистика для каждого признака которого соответствует реальному набору данных. Этот синтетический набор данных передается через глубокую нейронную сеть для получения классификации, и подбирается простая интерпретируемая модель. Эту простую модель можно использовать для понимания важности нескольких верхних признаков для решения о классификации сети. При обучении этой интерпретируемой модели синтетические наблюдения взвешиваются по их расстоянию от наблюдения запроса, поэтому объяснение является «локальным» для этого наблюдения (рис. 1).

Еще одним методом является Grad-CAM [12], который использует градиент оценки классификации относительно сверточных признаков, определенных сетью, чтобы понять, какие части данных наиболее важны для классификации.

Применение методов окклюзии может быть использовано для понимания, почему глубокая нейронная сеть принимает решение о классификации. Чувствительность к окклюзии является простым методом для понимания того, какие части изображения наиболее важны для классификации глубокой сети. Можно измерить чувствительность сети к окклюзии в различных областях данных с помощью небольших возмущений данных (рис. 2).

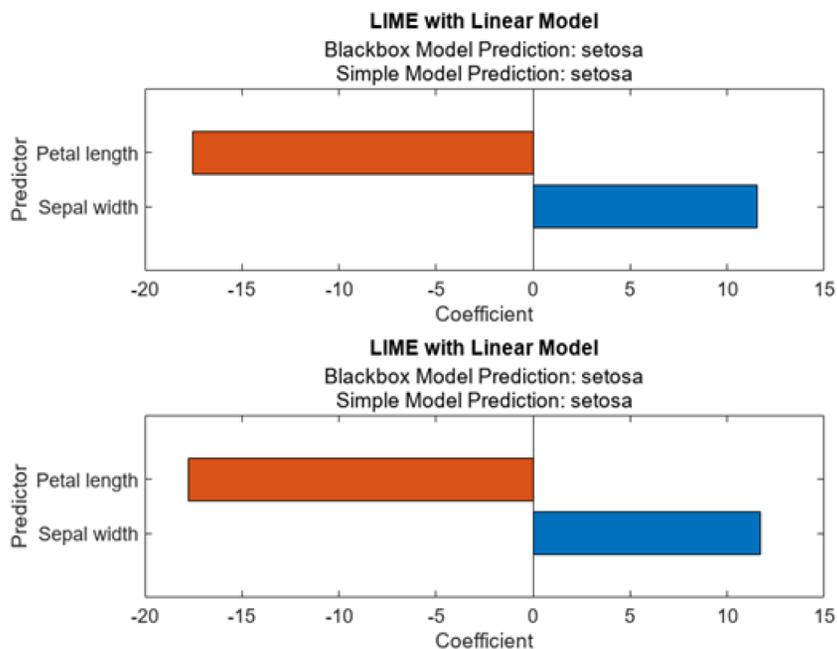


Рис. 1. Иллюстрация к методу XAI [12]

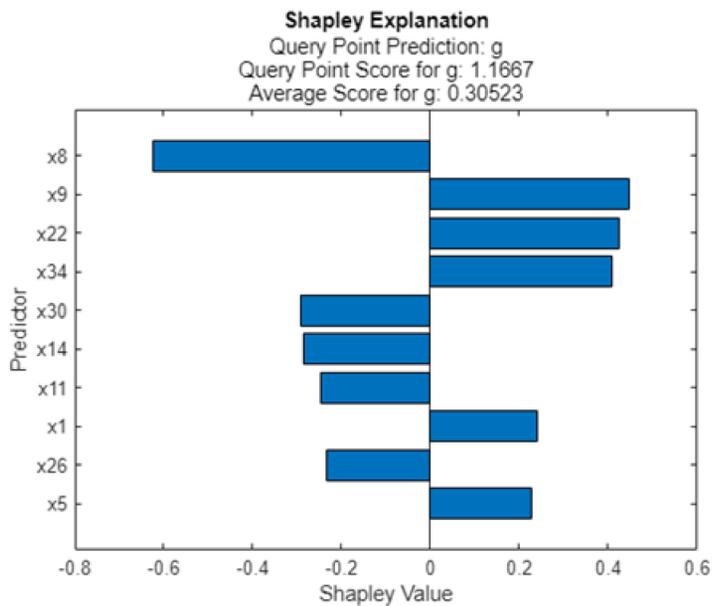


Рис. 2. Объяснение прогнозирования на основе нейросетей с помощью методов окклюзии

Важным подходом к ХАИ является применение средств визуализации, которые чрезвычайно ценны в классификации изображений [13]. Эти инструменты показывают, на каких частях изображения фокусируется модель для принятия решения, и гарантируют, что решения принимаются на основе релевантных особенностей, а не нерелевантных деталей.

Применение ХАИ в проектировании, производстве и эксплуатации изделий в рамках жизненного цикла

Современное состояние ИИ в области РКТ и направления РКТ, в которых целесообразно внедрять технологии объяснимого ИИ

Особая роль методов ИИ в рамках жизненного цикла изделий заставляет разработчиков уделять особое внимание проблемам объяснимости, что нашло свое отражение в литературе, причем наблюдается значительный рост публикаций в последний год [14]. В [15; 16] показано применение LIME, KernelSHAP и L2X в прогнозирующем обслуживании. В [17] отмечено использование ХАИ в поддержке проектирования (DesSS).

Сегодня можно говорить о развитии промышленного объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ) [17].

Состоянию ИИ в области РКТ посвящается в настоящее время множество работ [18–21]. Как отмечено в [21], приоритетными направлениями применения методов ИИ в РКТ являются:

- ◆ нейросетевые и другие технологии для эффективного решения различных задач, связанных с обработкой

больших массивов разнородной спутниковой информации, отдельных изображений и сигналов, в том числе на борту КА;

- ◆ экспертные и другие интеллектуальные системы реального времени, обеспечивающие повышение уровня автономности функционирования КА различного назначения;
- ◆ мультиагентные технологии автономного управления (в режиме самоорганизации) многоспутниковыми орбитальными группировками;
- ◆ интеллектуальные системы, обеспечивающие эффективную поддержку модельно-ориентированного проектирования космических систем и их компонентов;
- ◆ робототехнические средства, предназначенные для орбитального обслуживания КА и решения других задач.

ИИ может использоваться для обнаружения и анализа особых явлений и объектов в космическом пространстве. Например, алгоритмы машинного обучения

могут идентифицировать аномалии в солнечных вспышках или задержках радиосигналов, что может указывать на наличие галактик или пространственных образований, которые нуждаются в дополнительном исследовании.

Использование ИИ также позволяет более точно прогнозировать поведение космических объектов, таких как спутники и межпланетные аппараты. Это может помочь в планировании миссий, предотвращении столкновений и оптимизации траекторий полетов.

Однако, как отмечается в [21], необходимо учитывать ограничения и риски, связанные с использованием ИИ, чтобы обеспечить безопасность и эффективность таких систем в космической отрасли.

Выходом из этой ситуации является использование методов ХАИ. В частности, возможности объяснимого искусственного интеллекта в аэрокосмической отрасли могут быть реализованы в прогностическом техническом обслуживании [21] при использовании DNN (глубоких нейронных сетей). Областью применения будет IVHM (комплексное управление состоянием транспортного средства). Система ХАИ необходима для того, чтобы результат решения ИИ был четко объяснен и понят экспертом – человеком. Это позволило бы системе IVHM использовать РМ на основе ХАИ для повышения эффективности прогностической модели.

Для обслуживания летательных аппаратов может быть применен метод унитарной структуризации, изначально разработанный в контексте планирования и контроля производства, далее усовершенствован для приложений тяжелого технического обслуживания воздушных судов с

учетом неопределенности, связанной с обслуживанием на основе состояния [21].

Актуализация планов подготовки специалистов РКТ

На кафедрах факультета «Специальное машиностроение» реализуется целый ряд дисциплин [1], в том числе:

- ◆ «Методы искусственного интеллекта (общий курс)» (7 курсов);
- ◆ «Основы анализа данных» (12 курсов);
- ◆ «Анализ данных и машинное обучение» (10 курсов);
- ◆ «Нейронные сети» (5 курсов);
- ◆ «Системы обработки больших данных» (3 курса);
- ◆ «Инженерия знаний» (6 курсов).

Новым в подготовке специалистов является обучение в МГТУ им. Н.Э. Баумана по новым программам опережающей подготовки инженерных кадров, владеющих передовыми цифровыми технологиями, в том числе для реализации в сетевом формате в целях выполнения программы развития Передовых инженерных школ. В частности, на кафедре СМ-3 реализуется программа «Искусственный интеллект в управлении космическими полетами – 24.04.03».

С учетом новых задач в области разработки и внедрения ХАИ признано целесообразным внести дополнения в читаемые курсы, такие как «Анализ обработки и отображения информации с борта космического аппарата», «Классификация нештатной ситуации (НШС)», «Особенно-

сти принятия решений при управлении КА», «Адаптация как метод противодействия неопределенности в работе систем управления и обработки информации», «Получение полезной информации и принятие решений в ходе создания численных моделей технологических процессов», «Применение алгоритмов машинного обучения для построения многомерных зависимостей между эксплуатационными параметрами и расчетными параметрами термонапряженного состояния элементов ЛА».

Заключение

Проблемы «черного ящика» в искусственном интеллекте на сегодняшний день весьма успешно решаются в рамках нового направления - объяснимого искусственного интеллекта (ХАИ), признанного искусственным интеллектом третьего поколения. Он выполняет роль критического интерфейса, способствующего взаимодействию между сложными интеллектуальными системами и различными людьми, включая специалистов по данным, экспертов в предметной области, конечных пользователей и т.д.

Решение задач жизненного цикла изделий, в том числе диагностики, прогнозного обслуживания, распознавания образов, оптимального проектирования на базе методов ИИ на современном этапе развития предполагает формирование новых компетенций разработчиков ракетно-космической и авиационной техники в области ХАИ.

Литература/References

1. Kalugin, V.T., Lutsenko, A., Romanova, I. Implementation of artificial intelligence development strategy in the Russian Federation in the educational programs of aerospace engineering training of Bauman Moscow State Technical University/shs web of conferences. XI International Conference on Aerospace Education and Staffing for High-Tech Enterprises (AESHE 2021). Т. 137. Moscow, 2022.
2. Romanova, I.K. Development of a New Concept of Modeling Systems Based on the Application and Development of Modern Information Technologies. *AIP Conference Proceedings*. 2022. Vol. 2383. P. 030001-1-030001-9. <https://doi.org/10.1063/5.0074539>
3. Sepideh Pashamia, Stawomir Nowaczyka, Yuantao Fana, Jakub Jakubowskih etc. Explainable Predictive Maintenance. Preprint submitted to Expert Systems with Applications. 2023. June 9. 51 p.
4. Попов Н.В., Шевская Н.В. Методы объяснимого искусственного интеллекта на основе анализа пространства признаков // Международная научная конференция по проблемам управления в технических системах. СПб., 2021. Т. 1. С. 298–301.
5. Попов, Н.В., Шевская, Н.В. Methods of explainable artificial intelligence based on feature space analysis. *International scientific conference on control problems in technical systems of St. Petersburg*. 2021. Vol. 1. Pp. 298–301.
6. Аверкин А.Н. Объяснимый искусственный интеллект как часть искусственного интеллекта третьего поколения // Речевые технологии / Speech technology. 2023. № 1. С. 4–10.
7. Аверкин, А.Н. Explainable artificial intelligence as part of third-generation artificial intelligence. *Speech technologies*. 2023. No. 1. Pp. 4–10
8. Шевская Н.В. Объяснимый искусственный интеллект и методы интерпретации результатов // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2021. № 9 (2). DOI: 10.26102/2310-6018/2021.33.2.02412. URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1005>
9. Shevskaya, N.V. Explainable artificial intelligence and methods for interpreting results. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2021. No. 9 (2). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1005> DOI: 10.26102/2310-6018/2021.33.2.02412
10. Rudresh Dwived, Devam Dave, Het Naik, Smiti Singhal etc. Explainable AI (XAI): Core Ideas, Techniques and Solutions ORCA, Cardiff University's <http://dx.doi.org/g/10.1145/3561048>. 35 p. (accessed on: 16.12.2024).
11. Scott M. Lundberg, Gabriel Erion, Hugh Chen, Alex DeGrave1, etc. Explainable AI for Trees: From Local Explanations to Global Understanding. May 2019. DOI: 10.48550/arXiv.1905.04610 (дата обращения: 16.12.2024).
12. Explain network predictions using LIME. URL: <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/imagelime.html> (accessed on: 16.12.2024).
13. Giorgio Visani, Enrico Bagli, Federico Chesani. OptiLIME: Optimized LIME Explanations for Diagnostic Computer Algorithms. June 2020. 8 p. DOI: 10.48550/arXiv.2006.05714
14. Yunyan Zhang, Daphne Hong, Daniel McClemen. Grad-CAM helps interpret the deep learning models trained to classify multiple sclerosis types using clinical brain magnetic resonance imaging. *Journal of Neuroscience Methods*. April 2021. V. 353: 109098. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2021.109098

12. *Antoine Hudon, Théophile Demazure, etc.* Explainable Artificial Intelligence (XAI): How the Visualization of AI Predictions Affects User Cognitive Load and Confidence. 29 October 2021. Pp. 237–246.
13. *Романова И.К.* Современные методы визуализации многомерных данных: анализ, классификация, реализация, приложения в технических системах // Наука и образование. 2016. № 3. С. 133–167.
- Romanova, I.K.* Modern methods of visualization of multidimensional data: analysis, classification, implementation, applications in technical systems. *Science and education*. 2016. No. 3. Pp. 133–167.
14. *Mouhamadou-Lamine Ndao, Genane Youness, Ndèye Niang, Gilbert Saporta.* Enhancing Explainability in Predictive Maintenance: Investigating the Impact of Data Preprocessing Techniques on XAI Effectiveness Investigating the Impact of Data Preprocessing Techniques on XAI Effectiveness. *The 37th International Conference of the Florida Artificial Intelligence Research Society*, May 2024, Florida, United States. ff10.32473/flairs.37.1.135526ff. fihal-04579205f
15. *Shreyas Gawde, Shruti Patil, etc.* Explainable Predictive Maintenance of Roating Machines Using LIME, SHAP, PDP, ICE / Received 24 December 2023, accepted 12 February 2024, date of publication 19 February 2024, date of current version 29 February 2024. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3367110
16. *Shreyas Gawde, Shruti Patil, Satish Kumar, Pooja Kamat, Ketan Kotecha.* An explainable predictive maintenance strategy for multi-fault diagnosis of rotating machines using multi-sensor data fusion. URL: <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2024.100425>
17. The rise of industrial explainable artificial intelligence (XAI) – Insights across the AI life cycle The rise of industrial explainable artificial intelligence (XAI). URL : <https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:3b4de373-57e2-4329-b025-2825db0172aa/WhitepaperXAI.pdf>
18. Искусственный интеллект в ракетно-космической технике АО «Организация “Агат”». URL : <https://agat-rosocosmos.ru/digests/iskusstvennyy-intellekt-v-raketno-kosmicheskoy-otrasli-21/>
- Artificial intelligence in rocket and space technology JSC “Organization “Agat”. URL: <https://agat-rosocosmos.ru/digests/iskusstvennyy-intellekt-v-raketno-kosmicheskoy-otrasli-21/>
19. *Балухто А.Н., Романов А.* Искусственный интеллект в космической технике: состояние, перспективы развития // Ракетно-космическое приборостроение и информационные системы. 2019. Т. 6. Вып. 1. С. 65–75.
- Balukhto, A.N., Romanov, A.* Artificial intelligence in space technology: status, development prospects. *Rocket and space instrumentation and information systems*. 2019. Vol. 6. Iss. 1. Pp. 65–75.
20. *Bibhudhendu Shukla1, Ip-Shing Fan2, Ian Jennions.* Opportunities for Explainable Artificial Intelligence in Aerospace Predictive Maintenance. July 2020. Conference: *5th European Conference of the Prognostic and Health Management Society 2020*. 11 p. URL: <http://phmpapers.org/index.php/phme/article/view/1231>
21. *Premaratne Samaranayake, Senevi Kiridena.* Aircraft maintenance planning and scheduling: An integrated framework. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*. 2012. Pp. 432–453. URL: <https://ro.uow.edu.au/engpapers/5188>

Статья поступила: 31.03.2025

Принята к печати: 10.06.2025