

В условиях недостатка квалифицированной рабочей силы технологии AI способны качественно повысить производительность труда. Тем не менее, существуют значительные барьеры, которые останавливают организации от подобных изменений.

Тем не менее, для успешного внедрения ИИ в промышленность РФ требуется комплексный подход, включающий государственную поддержку, развитие научно-образовательной базы, стимулирование НИОКР, а также сотрудничество между промышленными предприятиями в сфере искусственного интеллекта.

Список использованных источников

1) Батанова М.В. Бизнес-процессы на промышленном предприятии / М.В. Батанова, Н.С. Карцева, Р.И. Валиуллова, С.Р. Шапагатов. — Текст: непосредственный // Молодой ученый. — 2024. — № 20 (124). — С. 260-263.

2) Дранев Ю. Я., Кучин И. И., Миряков М. И. Экономический эффект от внедрения технологий искусственного интеллекта в России [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://issek.hse.ru/news/1022068478.html> (дата обращения: 09.10.2025).

3) Филоsofoва Т.Г., Матюшина Е.А. Искусственный интеллект и стратегические задачи повышения международной конкурентоспособности в современных условиях // Государственное и муниципальное управление. Ученые записки. 2025. № 4. С. 240—246.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИЯ СИСТЕМ ТЕХНИЧЕСКОГО ОБСЛУЖИВАНИЯ И РЕМОНТОВ ОБОРУДОВАНИЯ: АНАЛИТИЧЕСКИЕ ПОДХОДЫ, БАРЬЕРЫ И ПУТИ РАЗВИТИЯ

Насонов Михаил Алексеевич¹

Российская Федерация, г. Дзержинск, Группа компаний Синтез
ОКА.

¹Начальник отдела разработки систем производственного назначения, руководитель проектов автоматизации производства в ГК Синтез-ОКА. Научный руководитель: Манцеров С.А., доктор технических наук, доцент, заведующий кафедрой «Автоматизация машиностроения», директор Образовательно-научного института промышленных технологий машиностроения НГТУ им. П.Е. Алексеева (Mantserov S.A., Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Head of the Department of Automation of Mechanical Engineering, Director of the Educational and Research Institute of Industrial Technologies in Mechanical Engineering at NSTU named after P.E. Alekseev).

Аннотация: В статье представлен аналитический обзор эволюции интеллектуализации систем технического обслуживания и ремонтов оборудования на промышленных предприятиях в контексте применения инструментов инновационной аналитики и искусственного интеллекта. Рассмотрены этапы перехода от экспертных систем к гибридным архитектурам, использующим машинное обучение, цифровые двойники и прогнозную аналитику. Особое внимание уделено роли Data Science и AI в формировании новых методов управления надежностью оборудования и повышении эффективности технических процессов. Проанализированы барьеры внедрения интеллектуальных технологий, включая качество данных, интерпретируемость моделей и компетенции персонала. Сформулированы направления развития устойчивых цифровых экосистем интеллектуального технического обслуживания на базе ИИ как элемента инновационной инфраструктуры промышленности.

Ключевые слова: Data Science, искусственный интеллект, прогнозная аналитика, цифровые двойники, интеллектуальное обслуживание, инновационные технологии, промышленная аналитика.

INTELLECTUALIZATION OF INDUSTRIAL MAINTENANCE AND REPAIR SYSTEMS: ANALYTICAL APPROACHES, IMPLEMENTATION BARRIERS, AND DIRECTIONS FOR DEVELOPMENT

Nasonov M.A.

Russian Federation, Dzerzhinsk, Sintez OKA Group of Companies.

Abstract: The article presents an analytical review of the evolution of intelligent maintenance and repair systems in industrial enterprises in the context of innovation analytics and artificial intelligence. The study examines the transition from expert systems to hybrid architectures based on machine learning, digital twins, and predictive analytics. Particular attention is paid to the role of Data Science and AI in developing new methods for reliability management and enhancing technical process efficiency. The barriers to implementing intelligent technologies—such as data quality, model interpretability, and workforce competencies—are analyzed. The paper outlines directions for developing sustainable digital ecosystems of AI-based intelligent maintenance as an integral part of industrial innovation infrastructure.

Keywords: Data Science, artificial intelligence, predictive analytics, digital twins, intelligent maintenance, innovation technologies, industrial

analytics.

Введение

Современные промышленные предприятия сталкиваются с растущей сложностью производственного оборудования, повышенными требованиями к его надежности, снижению unplanned простоев и оптимизации эксплуатационных расходов. Эти вызовы особенно остро проявляются в условиях цифровизации и модернизации производства, где отказ оборудования может повлечь каскадные сбои в киберфизических системах и цифровых потоках управления [1]. Традиционные подходы к техническому обслуживанию и ремонтам оборудования (ТОиР), основанные на корректирующих или регламентированных мерах, во многих случаях оказываются недостаточными. Их ограниченность проявляется в неспособности адекватно реагировать на быстро меняющиеся условия эксплуатации, обрабатывать растущие объемы данных и учитывать скрытые зависимости между техническим состоянием оборудования, режимами его работы и внешними факторами [2]. В ответ на это формируется новая парадигма – переход к интеллектуальным системам ТОиР, использующим методы искусственного интеллекта (ИИ) [3]. Внедрение ИИ в системы ТОиР сегодня сопряжено с рядом методологических, технических и организационных проблем, таких как, например, сложность интеграции с устаревшими системами, необходимость формализации экспертных знаний, переобучение персонала. Исследование этих проблем и предложенных в литературе решений представляет собой важный шаг к формированию устойчивого пути интеллектуализации системы ТОиР промышленного предприятия.

Ход исследования

Применение методов ИИ в задачах ТОиР прошло значительный путь эволюции – от первых экспертных систем к современным интеллектуальным платформам, использующим методы глубокого обучения и предиктивной аналитики. Этот путь отражает не только рост технической сложности оборудования, но и изменение самой парадигмы управления его надежностью. На раннем этапе, в 1990-х годах, основное внимание уделялось разработке экспертных систем, опирающихся на фиксированные правила, формализующие знания опытных инженеров. Одним из таких примеров является система ROBODOC, описанная в работе [4], и предназначенная для диагностики отказов в промышленных роботах. Это и подобные решения демонстрировали потенциал систем поддержки принятия решений, но

были ограничены по гибкости, требовали точной формализации знаний и не обладали способностью адаптироваться к изменяющимся условиям эксплуатации. Они создавались в условиях ограниченного доступа к полевым данным и ориентировались на статическое описание типовых ситуаций. С начала 2000-х годов, на фоне распространения систем сбора данных и накопления массивов эксплуатационной информации, начинается переход к гибридным и модельно-ориентированным интеллектуальным системам. В них стали комбинироваться формализованные правила, эмпирические зависимости и математические модели поведения оборудования. Это позволило повысить точность диагностики и обоснованность решений, а также внедрить элементы оптимизации в планирование технического обслуживания. Именно в этот период сформировалась концепция предиктивного обслуживания, основанного на анализе сенсорных данных и истории работы оборудования с целью прогнозирования вероятности отказов и выбора момента для проведения ремонта. ИИ стал использоваться не только для диагностики, но и как инструмент оптимизации использования ресурсов и снижения рисков [5]. Следующий этап ознаменован переходом к так называемым data-driven подходам, который начался с середины 2010-х годов. Ключевым источником знаний становятся не экспертные правила, а большие данные, поступающие с оборудования в реальном времени. На смену статическим моделям приходят алгоритмы машинного обучения, способные выявлять скрытые закономерности в поведении оборудования, обучаться на исторических данных и строить предсказательные модели отказов. В работах [6] и [7] демонстрируется то, как применение искусственных нейронных сетей, генетических алгоритмов и эволюционных методов оптимизации позволяет не только повысить надежность, но и адаптировать обслуживание к конкретным условиям эксплуатации. Это не только технологический, но и управленческий поворот: все чаще ИИ рассматривается как элемент бизнес-архитектуры, требующий согласования с целями организации и участия различных подразделений предприятия. Современный этап эволюции характеризуется интеграцией ИИ в цифровую промышленную инфраструктуру. В рамках парадигмы Индустрии 4.0, ИИ активно сочетается с технологиями интернета вещей, цифровых двойников, больших данных и киберфизических систем. По данным обзора [8], ИИ применяется на всех стадиях жизненного цикла промышленного оборудования – от проектирования до утилизации. Внедряются решения для диагностики, предиктивного анализа

технического состояния, планирования профилактического обслуживания и управления надежностью оборудования. Однако, с усложнением архитектур возрастает и сложность решений. Среди них – интеграция ИИ с устаревшими промышленными системами, обеспечение качества и полноты данных, а также необходимость формирования новых компетенций персонала. Последний аспект анализируется в работах [9] и [10], где ИИ рассматривается в контексте архитектурного моделирования организационных изменений, включая квалификационные и поведенческие характеристики сотрудников.

Эволюция ИИ в ТОиР представляет собой не только технологический, но и методологический сдвиг. От ручных правил и локальных решений отрасль ТОиР переходит к системам, способным к обучению, адаптации и интеграции в цифровую производственную экосистему. Этот процесс, начавшийся с попыток формализовать инженерный опыт, сегодня воплощается в самообучающихся системах, предлагающих автономные сценарии обслуживания в реальном времени.

Современное развитие систем ТОиР характеризуется не только сменой технологической базы, но и глубокой трансформацией принципов, на которых эти системы строятся. ИИ, будучи катализатором изменений, формирует новые стандарты проектирования, эксплуатации и принятия решений в обслуживании оборудования. Анализ современной научной литературы позволяет выделить ряд ключевых тенденций, определяющих вектор эволюции. Одна из таких тенденций – это смещение фокуса от реактивных и планово-предупредительных стратегий к предиктивным и профилактическим формам обслуживания. ИИ предоставляет возможность не просто предсказывать потенциальные отказы, но и рекомендовать конкретные действия для их предотвращения с учетом технического состояния, контекста эксплуатации и доступных ресурсов. Это становится возможным благодаря интеграции методов машинного обучения, интеллектуальной оптимизации и многокритериального анализа в процессы принятия решений. Подобные подходы уже показали эффективность в различных отраслях, от металлургии до транспортной инфраструктуры. Следующей важной тенденцией выступает распространение концепции жизненного цикла оборудования как основы организации обслуживания. ИИ-системы перестают быть изолированными инструментами диагностики или планирования ремонтов и встраиваются в сквозные цифровые процессы – от этапа проектирования оборудования до его утилизации. Такая интеграция

требует выстраивания единого пространства данных, что, в свою очередь, способствует распространению платформенных решений и цифровых двойников. Это позволяет не только оптимизировать техническое обслуживание, но и учитывать его в общих целях устойчивого развития предприятий и эффективного выпуска продукции. Третья тенденция связана с расширением спектра ИИ-техник и усилением их гибридизации. Если ранее доминировали нейронные сети и деревья решений, то сегодня активно применяются ансамблевые методы, глубокие сверточные и рекуррентные сети, графовые нейросети, а также методы обучения с подкреплением. Используются также вероятностные модели, байесовские сети, автоэнкодеры и генеративные модели, позволяющие работать с неполными и зашумленными данными. Эта технологическая диверсификация позволяет адаптировать интеллектуальные системы к различным типам оборудования, сценариям эксплуатации и структурам данных. Отдельного внимания заслуживает тенденция, связанная с архитектурной совместимостью и масштабируемостью решений. Проблемы интеграции ИИ в реальную производственную среду требуют гибких архитектур, поддерживающих взаимодействие с устаревшими системами, промышленными протоколами и корпоративными платформами. Поэтому все чаще обсуждаются вопросы стандартизации интерфейсов, применения онтологий и формализации процессов передачи знаний. В этом контексте ИИ рассматривается не только как вычислительный механизм, но и как средство формирования новых форм организационного знания, а значит, как часть архитектуры предприятия в целом. Среди ключевых тенденций следует отметить усиление акцента на интерпретируемость и доверие к ИИ-системам. Несмотря на высокую точность прогнозов, многие алгоритмы машинного обучения функционируют как «черные ящики», что затрудняет их принятие в ответственных технических областях. Поэтому все большее значение приобретают методы объяснимого ИИ (XAI), визуализации прогнозов и обоснования рекомендаций. Это особенно актуально в условиях, когда решения, принимаемые ИИ, напрямую влияют на безопасность, непрерывность производства и экономические показатели предприятия.

Таким образом, ключевые направления эволюции ИИ в ТОиР охватывают технологические, методологические и организационные аспекты. ИИ перестает быть вспомогательным модулем и становится неотъемлемой частью архитектуры управления производственными активами, способствуя переходу от фрагментарных решений к

комплексным интеллектуальным системам поддержки надежной эксплуатации оборудования.

Полученные результаты и выводы (Заключение)

Эволюция применения ИИ в ТОиР демонстрирует устойчивую тенденцию к усложнению архитектур, расширению функциональности и интеграции ИИ-средств в общую цифровую инфраструктуру производственных систем. На основе проведенного анализа можно выделить несколько обобщенных выводов, имеющих как теоретическое, так и прикладное значение. Во-первых, концепция профилактического обслуживания неотделима от процессов цифровой трансформации промышленности. Переход от реактивных к предиктивным стратегиям обслуживания оказался возможным благодаря накоплению данных, развитию методов аналитики и архитектурному сдвигу в сторону сквозных систем управления жизненным циклом оборудования. В этом контексте ИИ выступает не просто как инструмент автоматизации, а как основа новой логики сопровождения производственных активов – логики, предполагающей постоянное обучение, адаптацию и принятие решений в условиях неопределенности. Во-вторых, ключевым фактором успешного внедрения ИИ является не только технологическая зрелость алгоритмов, но и их способность быть интегрированными в организационный и операционный контекст. Это требует от предприятий трансформации процессов, пересмотра роли обслуживающего персонала, формализации знаний и развития цифровой компетентности. Как показывают современные исследования, технологические преимущества ИИ нивелируются в тех случаях, когда отсутствует системная поддержка на уровне архитектуры предприятия, согласование целей между подразделениями, или возникают барьеры доверия к интеллектуальным рекомендациям. В-третьих, несмотря на достигнутые успехи, остаются существенные вызовы. Другим ограничением является сложность объяснения решений, принимаемых ИИ-системами, особенно в случаях использования глубоких нейросетевых моделей. Без надлежащей интерпретируемости и обоснованности выводов затрудняется принятие таких решений специалистами, несущими ответственность за безопасность и надежность оборудования. В-четвертых, анализ публикаций последних лет позволяет предположить, что ближайшие перспективы развития связаны с переходом от локальной ИИ-модулей к комплексным, самообучающимся системам, встроенным в контуры управления производством. Такой подход предполагает реализацию концепций цифровых двойников, контекстуальных моделей принятия решений и

онтологических структур знаний, обеспечивающих масштабируемость и гибкость интеллектуальных решений в условиях динамично меняющейся среды эксплуатации.

Таким образом, развитие ИИ в ТОиР идет по пути от инструментальной поддержки к архитектурному встраиванию в производственные и управленческие системы. Это требует переосмысления подходов к проектированию, внедрению и эксплуатации интеллектуальных решений, перехода от точечных внедрений к созданию устойчивых экосистем, способных обеспечить надежную, адаптивную и экономически обоснованную эксплуатацию оборудования на всех этапах его жизненного цикла.

Современное состояние и тенденции развития систем ТОиР свидетельствуют о радикальной трансформации всей парадигмы сопровождения производственных активов. Рост сложности оборудования, высокая стоимость простоев, требования к устойчивости и эффективности процессов производства – все это делает традиционные подходы к ремонтам и обслуживанию недостаточно результативными. В этих условиях применение методов ИИ становится не альтернативой, а логическим и необходимым этапом эволюции. Интеллектуальные системы технического обслуживания прошли путь от экспертных, основанных на правилах решений к гибридным архитектурам, основанным на машинном обучении, нейросетевых моделях, цифровых двойниках и аналитике в реальном времени. ИИ сегодня – это не просто алгоритм, а компонент цифровой производственной архитектуры, способный действовать в условиях неопределенности, анализировать большие объемы данных и помогать сотрудникам адаптироваться к новым ситуациям. Однако наряду с новыми возможностями выявлен и ряд существенных вызовов: сложности интеграции с устаревшими системами, проблемы доверия к алгоритмам, требования к качеству и интерпретируемости данных, а также необходимость формирования новых компетенций у персонала. Устранение этих барьеров требует системного подхода, включающего архитектурное проектирование, развитие цифровой культуры и создание организационных условий для успешного внедрения ИИ в практику технического обслуживания. Интеллектуализация ТОиР с применением методов ИИ открывает новые перспективы повышения надежности, снижения рисков отказов оборудования и устойчивого управления производственными активами. В то же время такая интеллектуализация требует научно обоснованных решений и междисциплинарного подхода, находящегося на стыке инженерии,

информатики, организационного проектирования и управления знаниями. Только в этом случае ИИ сможет реализовать свой потенциал не как модный технологический тренд, а как реальный инструмент обеспечения надежной и безопасной эксплуатации оборудования в условиях промышленности будущего.

Список использованных источников

1) Насонов М.А., Решетников И.С. Архитектурная трансформация системы технического обслуживания оборудования на промышленном производстве // Автоматизация в промышленности. – 2025. – № 3. – С. 3–11.

2) Насонов М.А., Манцеров С.А. Профилактическое обслуживание оборудования на промышленном предприятии химической отрасли: проблемы и подход к повышению эффективности // ДННТ-III-2024: сб. науч. статей по материалам III Всеросс. Науч. конф. с межд. Уч. – Красноярск. 2024. – С. 170-178.

3) Li L., Wang Z. Research on the application of artificial intelligence technology in intelligent operation and maintenance of industrial equipment and system // Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – T. 1992. – 032090

4) Patel S.A., Kamrani A.K. Intelligent decision support system for diagnosis and maintenance of automated systems // Computers & Industrial Engineering. – 1996. – T. 30. – № 2. – С. 297–319.

5) Sirvio K.M. Intelligent systems in maintenance planning and management // Intelligent Techniques in Engineering Management / ред. С. Kahraman, S.C. Onar. – Berlin: Springer, 2015.

6) Dey A., Khutia N., Bhattacharyya D., и др. Data-driven design optimization for industrial products using hybrid intelligent systems // Neural Computing and Applications. – 2018. – T. 31. – С. 8923–8939.

7) Ghabri Y., Steglich M.P., Verl A.A hybrid approach to implement data-driven optimization into production environments // Procedia CIRP. – 2018. – T. 72. – С. 712–717.

8) Elahi M., Afolaranmi S.O., Lastra J.L.M., Perez Garcia J.A. A comprehensive literature review of the applications of AI techniques through the lifecycle of industrial equipment // Discover Artificial Intelligence. – 2023. – T. 3. – № 43.

9) Calhau R.F., Caetano A., Sousa P. Modeling competences in enterprise architecture // Software and Systems Modeling. – 2024.

10) Ackerman L. Perceptions of agentic AI in organizations: implications for responsible AI and ROI // arXiv preprint. – 2025.