

A futuristic orange robot with a spherical head and glowing blue eyes is the central focus. It is positioned in a factory or industrial setting, with blurred orange and blue lights in the background. The robot's head is covered in small black dots, possibly sensors or rivets. The overall aesthetic is high-tech and industrial.

12+

АЛЕКСАНДР ЮРЬЕВИЧ ЧЕСАЛОВ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ
НА СЛУЖБЕ ЗАВОДОВ:
КАК ПРЕДСКАЗАТЬ ПОЛОМКУ И
СЭКОНОМИТЬ МИЛЛИОНЫ

ТЕХНОЛОГИИ УМНЫХ ФАБРИК
И ПРОГНОЗИРУЕМОЕ ОБСЛУЖИВАНИЕ

Александр Чесалов

**Интеллектуальные системы
на службе заводов: как
предсказать поломку и сэкономить
миллионы. Технологии умных
фабрик и прогнозируемое
обслуживание. Монография**

«Издательские решения»

Чесалов А. Ю.

Интеллектуальные системы на службе заводов: как предсказать поломку и сэкономить миллионы. Технологии умных фабрик и прогнозируемое обслуживание. Монография / А. Ю. Чесалов — «Издательские решения»,

Как предсказать поломку и сэкономить миллионы с помощью искусственного интеллекта? Узнайте главный секрет книги и ответе себе на этот и многие другие интересующие вас вопросы по промышленной автоматизации и прогнозируемому обслуживанию. В книге представлены проверенные архитектуры, математические модели, готовые алгоритмы и примеры программ. Внедрите прорывные подходы, чтобы повысить надежность вашего производства и сократить затраты. Вас ждут практические решения. Не упустите свою возможность.

© Чесалов А. Ю.

© Издательские решения

Содержание

От Автора	6
Благодарность	12
Об авторе	13
Краткое содержание книги	15
Глава 1. Основные технологические направления цифровой трансформации промышленности Российской Федерации до 2035 года	20
Глава 2. Роль современных технологий искусственного интеллекта (ИИ) в создании и развитии автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания	29
Глава 3. Базовый подход к созданию автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания в промышленности	40
Глава 4. Концептуальная архитектура автоматизированной системы прогнозируемого обслуживания с использованием перспективных технологий ИИ	52
Конец ознакомительного фрагмента.	58

Интеллектуальные системы на службе заводов: как предсказать поломку и сэкономить миллионы Технологии умных фабрик и прогнозируемое обслуживание. Монография

Александр Юрьевич Чесалов

Рецензент чл.-корр. РАН, д-р. техн. наук Валерия Викторовна Грибова

Рецензент д-р. техн. наук Александр Григорьевич Гудков

Рецензент д-р. техн. наук Юрий Петрович Степин

Рецензент д-р. техн. наук Вадим Владимирович Борисов

Иллюстратор Александр Юрьевич Чесалов

Дизайнер обложки Александр Юрьевич Чесалов

© Александр Юрьевич Чесалов, 2026

© Александр Юрьевич Чесалов, иллюстрации, 2026

© Александр Юрьевич Чесалов, дизайн обложки, 2026

ISBN 978-5-0070-0487-9

Создано в интеллектуальной издательской системе Ridero

От Автора

«Наука должна заниматься тем, чего „не может быть“, а то, что „может быть“, — это уже не наука, а технология», — советский физик, инженер и инноватор, Академик АН СССР, нобелевский лауреат Петр Леонидович Капица.

Добрый день, дорогие друзья и коллеги!

Представляю вам свою новую и полную научно-исследовательскую работу на тему «Интеллектуальные системы на службе заводов: как предсказать поломку и сэкономить миллионы».

В 2024 — 2025 году я побил все свои личные рекорды по посещению мероприятий и публичным выступлениям на конференциях по искусственному интеллекту (ИИ). По моим скромным подсчетам, их было более тридцати. Должен отметить, что большинство тем моих докладов были тесно связаны с задачами промышленной автоматизации и внедрением новых технологий ИИ в промышленности. И, это было совсем не случайно...

На тот момент времени, я закончил работу над проектом «Создание интеллектуальной платформы и цифровых сервисов передачи, обработки и верификации гетерогенных данных «умного» оборудования неразрушающего контроля в режиме реального времени для устройств промышленного Интернета вещей». Этот проект я делал для АО «Научно-исследовательского института интроскопии МНПО «СПЕКТР». Он реализовывался в рамках Федерального проекта «Цифровые технологии» Национальной программы «Цифровая экономика Российской Федерации» (Паспорт Программы утвержден протоколом заседания президиума Совета при Президенте Российской Федерации по стратегическому развитию и национальным проектам от 04.06.2019 №7).



Рисунок 1. Выступление на всероссийском промышленно-энергетическом форуме в МГТУ им. Н. Э. Баумана. Москва. 2025 год

Источник финансирования Проекта — грант Российского фонда развития информационных технологий (РФРИТ) в счет субсидии из федерального бюджета согласно Постановлению Правительства РФ от 03.05.2019 №550 «Об утверждении Правил предоставления субсидии из федерального бюджета Российскому фонду развития информационных технологий на поддержку проектов по разработке и внедрению российских решений в сфере информационных технологий» (данная информация будет вам полезна, если вы заходите сделать большой ИТ-проект, но у вас недостаточно возможностей и финансовых ресурсов).

Должен отметить, что это был уникальный опыт, который позволил мне, совместно с талантливыми коллегами из НИИИИ «СПЕКТР», превратить идею цифровизации института в концепцию его цифровой трансформации, что, в последствии, повлекло за собой рождение нового проекта (о котором и идет речь). В ходе его реализации, мы провели огромную работу по анализу рынка, разработали новую архитектуру платформы, подобрали отечественную компонентную базу для производства программно-аппаратного комплекса, определили пути модернизации «умных» устройств неразрушающего контроля, разработали план развития платформы, стратегию ее продвижения на рынок, и многое, многое другое. И наконец, представили проект в более чем восьмидесяти организациях. Нужно отметить, что его поддерживали основные лидеры рынка и разработчики устройств неразрушающего контроля. В результате, к нам присоединились двенадцать технологических партнеров, а также выразили свою заинтересованность в пилотировании решения и его покупке девять крупных промышленных заказчиков.

После завершения этого проекта, которому, без малого, отдал полтора года, я решил начать работу над своей новой книгой «Генеративный искусственный интеллект #Forge&flux».

Как вам, возможно, известно, когда собираешь материал для книги или статьи, приходится читать и анализировать огромное количество информации. И, в результате изучения очередного аналитического отчета, у меня окончательно сформировалось устойчивое мнение, что наиболее перспективным, с точки зрения инвестиций и темпов развития технологий, на момент 2024 года, является рынок генеративного искусственного интеллекта.

Этот факт дополнительно укрепил мое желание продолжить работу над книгой, которая подробно рассказывала читателю о принципах работы системы генеративного искусственного интеллекта Stable Diffusion WebUI Forge и о том, как с ее помощью можно создавать невероятно красивые изображения.

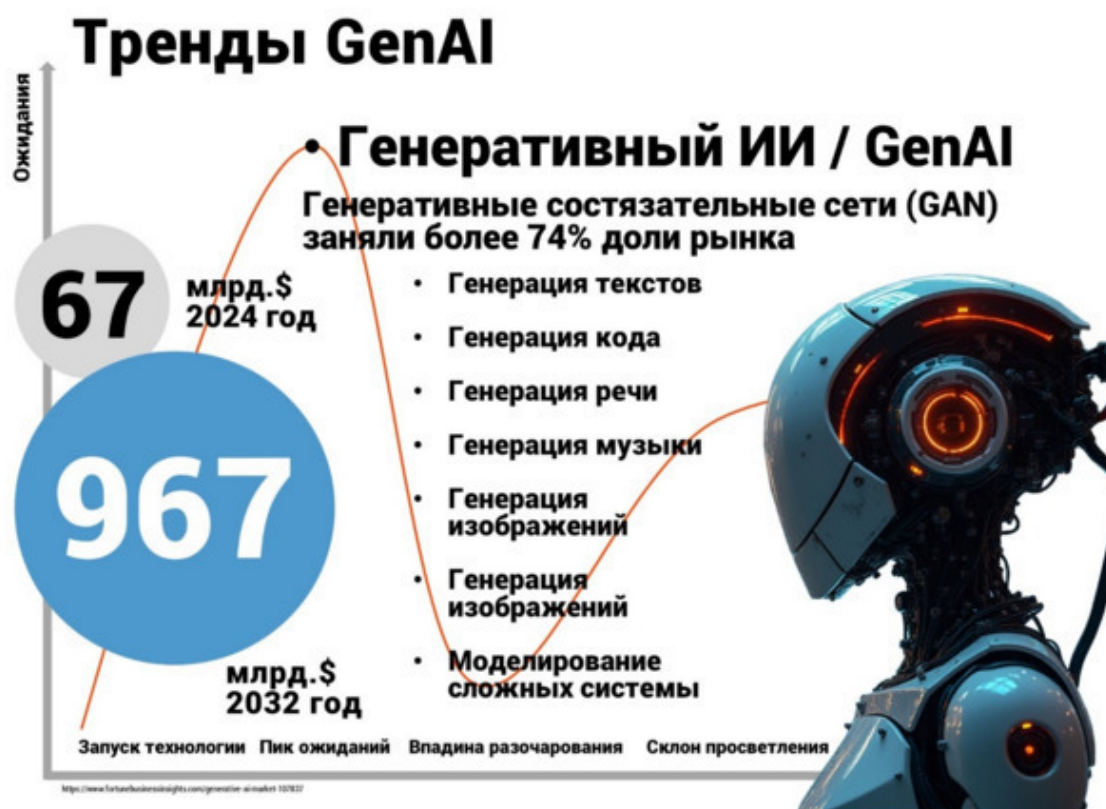


Рисунок 2. Оценка мирового рынка генеративного искусственного интеллекта к 2032 году. Пример слайда из доклада на One AI Forum. Минск. Беларусь. 2024 год

Продолжая свои исследования и углубляясь в поиск перспективных направлений развития и применения искусственного интеллекта, я пришел еще к одному интересному для себя выводу, что в ближайшие десять лет рынок ИИ в промышленности догонит, а возможно и обгонит, рынок генеративного ИИ. По моему скромному мнению, это произойдет по двум основным причинам. Первая заключается в том, что нет перспективнее направления, чем промышленность, вне зависимости от отрасли экономики. В ней есть огромная потребность в решении, условно говоря, бесчисленного числа прикладных задач автоматизации. Вторая причина заключается в том, что в ближайшие годы произойдет синергетический эффект от интеграции технологий генеративного ИИ в промышленный ИИ. Этот процесс вызовет целый ряд непростых технологических, технических и этических проблем. Резко возрастут риски, связанные с промышленной и информационной безопасностью. Тем не менее, со временем, риски уменьшатся, проблемы будут решены, и интеграция произойдет.

Есть еще и третья причина (которая стоит особняком от двух других). Суть ее заключается, как это модно сейчас говорить, в «цифровом неравенстве» и «цифровом разрыве», который на сегодняшний день имеется между отечественными разработчиками программного и аппаратного обеспечения, и мировыми ИТ-лидерами. Это «неравенство» или «разрыв» с каждым годом продолжает усиливаться. Для кого-то — это, возможно, катастрофа. На мой взгляд — это окно возможностей, которое позволит создать новые, уникальные и эффективные решения, может быть, даже, не имеющие аналогов в мире.

Нужно отметить, что для промышленности, в целом, существуют несколько основных направлений работ, к которым относятся, в том числе: автоматизация заводов, планирование производства и прогнозирование спроса на продукцию, контроль качества продукции, контроль промышленной безопасности, прогнозируемое обслуживание и многие другие. Сегодня, эти направления требуют проведения новых научно-исследовательских работ, разработки новых архитектурных решений и создания программно-аппаратных комплексов, на основе прорывных технологий, отечественного программного обеспечения и микроэлектронной базы.

Меня, в свою очередь, очень заинтересовало и увлекло направление прогнозируемого (англ. Predictive Maintenance, PdM) и предписывающего обслуживания (англ. Prescriptive Maintenance), а также, связанные с ними, вопросы разработки промышленных интеллектуальных автоматизированных систем прогнозируемого / предписывающего обслуживания.



Рисунок 3. Оценка мирового рынка промышленной автоматизации к 2029 году. Пример слайда из доклада на One AI Forum. Минск. Беларусь. 2024 год

Обратите внимание на то, что последовательность слов «промышленных», «интеллектуальных» и «автоматизированных» здесь очень точна и важна, потому-то она отражает современное состояние дел.

менную тенденцию или, можно так сказать, вектор развития в данной области науки и техники. Именно эта тенденция и вектор развития, по моему мнению, способствует тому, что в ближайшие годы системы прогнозируемого или предписывающего обслуживания станут рекордсменами по использованию новых технологий ИИ.

Книга, которую вы держите в руках — это некая квинтэссенция знаний и практический опыт, полученный мной в период с 2022 по 2026 годы, которым я хотел бы поделиться с вами. В ней изложены предложения и, даже, высказаны некоторые смелые идеи в отношении развития направления прогнозируемого обслуживания. Чего стоит только глава «Применение ИИ для реализации алгоритмов потенциала негативности рассогласования в промышленных автоматизированных системах». В ней исследуются вопросы применения технологий ИИ для реализации уникальных алгоритмов, созданных на основе процессов обработки сенсорной информации в мозге человека, которые происходят без участия сознательных усилий и фокусировки внимания, так называемого феномена, который называется «потенциал негативности рассогласования». Но, не будем забегать вперед.

Данная книга написана для широкого круга читателей. Она позволит ученым и инженерам ускорить процесс поиска оптимальных путей решения задач проектирования и создания автоматизированных систем прогнозируемого или предписывающего обслуживания. Книга будет также полезна руководителям предприятий. Они смогут детально разобраться в предметной области, понять, насколько непростой является задача автоматизации прогнозируемого обслуживания, почему необходимо инвестировать значительные финансовые средства в ее решение, и какой экономический эффект будет от ее реализации. Практика показывает, что затраты на ремонт и устранение неполадок (в особенности, если эти затраты связаны с остановкой всего производства или устранением последствий катастроф) очень часто превышают затраты на внедрение и эксплуатацию автоматизированной системы. Заслуживает внимания тот факт, что эффект от внедрения интеллектуальных систем прогнозируемого или предписывающего обслуживания на промышленных предприятиях (согласно исследованиям Министерства энергетики США «O&M (operations and maintenance) Best Practices Guide, Release 3.0») может повысить экономию затрат на 30—40%, увеличить рост производительности на 20—25%, сократить расходы на техническое обслуживание на 25—30%, сократить время простоя на 35—45%, устранить поломки на 70—75%, и многое другое. Оказывается, что этот «сказочный» эффект действительно возможен для предприятий, которые ранее использовали только профилактическое обслуживание [1]. А почему он сказочный, да потому, что любой реальный руководитель промышленного предприятия вам скажет, что рост производительности на 3—5% или экономия затрат на 5—10% — это уже хорошее достижение. Тем не менее, как мы можем видеть, существуют очень смелые оценки.

Хочется надеяться, что в результате прочтения книги, вы придете к мнению о том, что интеграция новых технологий ИИ с производственными системами позволяет создавать новые интеллектуальные производственные среды и цифровые экосистемы, способные адаптироваться к внутренним и внешним изменениям, и оптимизировать внутренние и внешние процессы управления и производства в реальном времени. Это, в свою очередь, рано или поздно, приведет нас к пониманию необходимости создания и развития концепции сетевых предприятий и реализации «умных» фабрик будущего.

¹ .O&M Best Practices Guide, Release 3.0 [Электронный ресурс]. 2025 — URL: https://www1.eere.energy.gov/femp/pdfs/OM_5.pdf (дата обращения: 06.09.2025)

Весь материал в книге подобран и структурирован таким образом, чтобы читатель мог начать читать ее практически с любой главы. Каждая глава книги прошла рецензирование. Основные положения исследований были опубликованы в научных журналах из перечня Высшей аттестационной комиссии (ВАК) (возможно, именно по этой причине, стиль изложения материала может показаться вам близким к научному). Нужно отметить, что книга не состоит из научных статей, а совсем наоборот, статьи появились из глав книги (это трудоемкий процесс, требующий предельной концентрации в работе, но очень интересный и увлекательный). Практическим результатом работы являются разработанные программы для ЭВМ, на которые получены свидетельства о государственной регистрации (Приложения 1 — 2).

P.S.

Изображение робота нарисовано автором данной книги в системе Stable Diffusion WebUI Forge. О том, как это делается вы можете узнать из моей книги «Генеративный искусственный интеллект #Forge&flux. Учебное пособие для школьников старших классов и студентов первых курсов вузов».

Приятного вам чтения и продуктивной работы!

Ваш Александр Чесалов.

Благодарность

Выражаю глубокую благодарность всем тем людям, которые вдохновили меня своим примером, поддержали в моих исследованиях и помогли мне поверить в свои силы, чтобы провести работу над накопленным за последние годы теоретическим материалом и практическим опытом, а также написать и издать эту книгу.

Особую благодарность выражаю:

- Моему Учителю, научному руководителю, заведующему кафедрой «Информационные системы» с 1994 года и по настоящее время Тверского государственного технического университета, заслуженному работнику высшей школы Российской Федерации, доктору технических наук, профессору Борису Васильевичу Палюху.
- Члену Совета при Президенте Российской Федерации по науке и образованию, ректору МГТУ им. Н. Э. Баумана, кандидату технических наук Михаилу Валерьевичу Гордину.
- Почетному работнику сферы образования РФ, проректору МГТУ им. Н. Э. Баумана по науке и цифровому развитию, заведующему кафедрой ИБМб, доктору экономических наук, профессору Павлу Анатольевичу Дроговозу.
- Директору по стратегии МГТУ им. Н. Э. Баумана, доценту кафедры ИБМб Елене Евгеньевне Литвиновой.
- Декану факультета «Информатика и системы управления» МГТУ им. Н. Э. Баумана, доктору технических наук, профессору Андрею Викторовичу Пролетарскому.
- Заведующему кафедрой прикладной информатики и информационной безопасности Российского экономического университета им. Г. В. Плеханова, доктору экономических наук, профессору Юрию Филипповичу Тельнову.

Выражаю благодарность всем ученым, которые поддержали меня в моей инициативе опубликовать монографию, нашли время на ознакомление с данной работой, высказали свои пожелания и замечания, и подготовили на нее свои рецензии, а именно:

- Заместителю директора по научной работе, доктору технических наук, члену-корреспонденту РАН Института автоматизации и процессов управления ДВО РАН Валерии Викторовне Грибовой.
- Президенту Российской ассоциации искусственного интеллекта, доктору технических наук, профессору кафедры «Вычислительная техника» филиала ФГБОУ ВО «НИУ «МЭИ» в г. Смоленске Вадиму Владимировичу Борисову.
- Доктору технических наук, профессору кафедры «Технологии приборостроения» (РЛб) МГТУ им. Н. Э. Баумана, главному редактору Журнала «Нанотехнологии: разработка, применение — XXI век» Александру Григорьевичу Гудкову.
- Доктору технических наук, профессору кафедры автоматизированных систем управления РГУ нефти и газа (НИУ) имени И. М. Губкина Юрию Петровичу Степину.

Благодарю редакторов журналов: «Открытое образование», «Автоматизация в промышленности», «Нейрокомпьютеры: разработка, применение», «Динамика сложных систем — XXI век», «Современная наука», «Информационные технологии и вычислительные системы» из списка ВАК, а также моих рецензентов и консультантов за неоценимую помощь.

Об авторе



Александр Юрьевич Чесалов родился 10 февраля 1977 года в городе Тверь, Российская Федерация.

Экономист по образованию со специализацией «Информационные системы в экономике». Окончил с отличием Тверской Государственный Технический Университет. Защитил докторскую диссертацию на тему «Методология определения операционных характеристик и

рациональной структуры региональных распределенных сервисных сетей передачи, обработки и хранения данных».

С 2009 года основатель и руководитель ИТ-компании «Программные системы Атлансис» («Atlansys Software»), которая является одним из лидеров российского рынка в области разработки систем промышленной автоматизации и кибербезопасности (сайт компании: www.atlansys.tech).

В 2021 году был приглашен в МГТУ им. Н. Э. Баумана для создания Центра искусственного интеллекта. Работает там же, по настоящее время, в качестве эксперта по стратегии программы «Приоритет 2030» и руководителя проекта «Королев ИИ».

Имеет сертификаты в области ИТ и искусственного интеллекта: IBM Professional certificate foundations of AI; IBM Professional certificate Essential Technologies for Business; Rutgers the State University of New Jersey: New Technologies for Business Leaders; University of London; Deeplearning.ai; Microsoft Azure; BSI ISO/IEC 27001; IBM DB2; IBM Lotus Domino и другие.

Александр Юрьевич ведет активную экспертную деятельность. Он является членом Экспертного совета при Комитете Государственной Думы по науке и высшему образованию по вопросам развития информационных технологий в сфере образования и науки, а также членом Российской ассоциации искусственного интеллекта (РАИИ). Спикер TEDx.

Автор более тридцати пяти книг. Среди них наиболее известны следующие: «Как создать центр искусственного интеллекта за 100 дней»; «Генеративный искусственный интеллект #Forge&flux»; «Невероятный искусственный интеллект Easy Diffusion 3.0»; «Интеллектуальные системы на службе заводов: как предсказать поломку и сэкономить миллионы»; «Цифровая экосистема Института омбудсмана: концепция, технологии, практика»; «Глоссариум по искусственному интеллекту: 2500 терминов»; «Методология построения распределенных сетей передачи, обработки и хранения данных» в двух томах, и многие другие.

Блог автора: chesalov.com

Краткое содержание книги

Глава 1. Основные технологические направления цифровой трансформации промышленности Российской Федерации до 2035 года

В данной главе проводится комплексный анализ ключевых мировых трендов, определяющих траекторию цифровой трансформации промышленности на ближайшее десятилетие. На основе синтеза данных международных исследований и прогнозов аналитических агентств, выявляются три взаимосвязанных вектора развития: технологическая конвергенция (искусственный интеллект, интернет вещей, цифровые двойники), фундаментальная перестройка производственных моделей (переход к гиперавтоматизированным и человекоцентричным системам) и ответ на макровызовы (технологический суверенитет, кибербезопасность, трансформация рынка труда). Также, в статье выделены и проанализированы пять фундаментальных технологических направлений, определяющих траекторию цифровой трансформации промышленного комплекса Российской Федерации до 2035 года. На основе анализа текущего состояния экономики, стратегических документов и глобальных трендов обосновывается ключевая роль: промышленного искусственного интеллекта; технологии цифровых двойников; промышленного интернета вещей и периферийных вычислений; аддитивных и гибридных производственных технологий; платформенных решений и экосистем. Исследование фокусируется на специфике их внедрения в условиях импортозамещения, необходимости обеспечения технологического суверенитета и трансформации кадрового потенциала. Делается вывод о том, что успех цифровой трансформации промышленности России к 2035 году будет определяться не одной «прорывной» технологией, а синергией пяти ключевых технологических направлений.

Глава 2. Роль современных технологий искусственного интеллекта (ИИ) в создании и развитии автоматизированных систем прогнозируемого и предписывающего обслуживания.

Основная цель данной главы заключается в определении основных информационно-технологических направлений и технологий, которые необходимо создавать, развивать и использовать в современных автоматизированных системах прогнозируемого и предписывающего обслуживания в промышленности.

В ней сформирован перечень приоритетных производственных задач автоматизации во взаимосвязи с современными технологиями и технологиями искусственного интеллекта (ИИ) в условиях перехода от концепции цифровой экономики к экономике данных. Выполнен анализ возможности интеграции ИИ с такими системами, как система управления производством, система управления активами предприятия, система планирования ресурсами, система управления качеством продукции, компьютеризированной системой управления техническим обслуживанием.

Глава 3. Базовый подход к созданию автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания в промышленности.

В главе исследуются современные подходы к созданию автоматизированных систем прогнозируемого и предписывающего обслуживания. Делается основной акцент на необходимость применения технологий ИИ для их создания, эксплуатации и развития. Указывается необходимость совместного применения методов нейронных сетей и теории свидетельств Демпстера—Шафера, в части уменьшения уровня неопределенности входных данных и увеличения уровня доверия к выходным данным. Предложены два базовых варианта архитектуры автоматизированных систем прогнозируемого / предписывающего обслуживания. Приведены данные

об эффективности применения автоматизированных систем прогнозируемого и предписывающего обслуживания в промышленности.

Глава 4. Концептуальная архитектура автоматизированной системы прогнозируемого обслуживания с использованием перспективных технологий ИИ.

Данная глава является логическим продолжением предыдущей. В ней представлена концептуальная конвергентная архитектура автоматизированной системы прогнозируемого / предписывающего обслуживания, созданная с учетом применения новых технологий ИИ.

Предлагаемое архитектурное решение состоит из пяти основных логических уровней (условно, подсистем) и их функциональных модулей, позволяющих собирать и обрабатывать данные для решения широкого спектра производственных задач.

В данной главе, при разработке концептуальной архитектуры, особое внимание уделено перспективным технологиям, которые систематизированы и распределены по соответствующим им уровням автоматизированной системы. При проектировании архитектуры, учтены гибридные подходы, сочетающие принципы, основанные на управлении данными и физические принципы работы устройств промышленного интернета вещей и промышленного оборудования.

Глава 5. Тенденции развития технологий периферийного ИИ (Edge AI) в автоматизации технологических процессов.

Основная задача, которая ставится в этой главе — это всестороннее изучение возможности широкого применения периферийного искусственного интеллекта (англ. Edge AI) в автоматизации технологических процессов в промышленности, в рамках предложенной ранее концептуальной архитектуры автоматизированной системы прогнозируемого / предписывающего обслуживания.

Результаты проведенного анализа показывают, что для решения актуальных задач промышленной автоматизации необходимо внедрять и развивать технологии периферийного искусственного интеллекта в тесной взаимосвязи с интеграцией их со скоростными сетями передачи данных нового поколения, интеллектуальными системами диагностики и автономными системами поддержки принятия решений.

Глава 6. Решение задачи снижения неопределенности данных на уровне сбора и агрегации данных в автоматизированных системах прогнозируемого обслуживания.

В рамках продолжения исследования использования периферийного ИИ в промышленности, в данной главе представлена базовая математическая модель снижения неопределенности данных, поступающих с периферийных устройств (датчиков, шлюзов и других) промышленного Интернета вещей, обрабатываемых в системах прогнозируемого обслуживания, разработанная на основе теории свидетельств Демпстера—Шафера, которая позволяет повысить точность прогнозов состояний работы эксплуатируемого оборудования, а также внести необходимые уточнения в графики и расписания проведения различных видов работ, необходимых для поддержания оборудования в рабочем состоянии. Представленная базовая модель хорошо подходит для малодостоверных или неоднозначных показаний датчиков.

Программная реализация алгоритма работы модели «EUS Model 1 PdM / DST» представлена в Приложении 1 (свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ №2025667829). Особенностью программы является ее простота и универсальность реализации, в которой предусмотрены: возможность работы с большим количеством датчиков, добавлением новых состояний оборудования и интеграции в работу промышленных систем прогнозируемого и предписывающего обслуживания.

Глава 7. Математическая модель интеллектуальной диагностики технического состояния промышленного оборудования.

В данной главе представлена новая (значительно улучшенная) математическая модель интеллектуальной диагностики технического состояния промышленного оборудования на основе изучения и улучшения механизмов многокритериального взвешивания свидетельств с учётом степени конфликта на основе расстояния Хеллингера и меры неопределённости на основе энтропии убеждений, а также представлен соответствующий алгоритм интеллектуальной диагностики технического состояния оборудования на основе теории свидетельств Демпстера—Шафера с адаптивным анализом направленности процессов деградации и многокритериальным взвешиванием мультисенсорной информации, учитывающим уровень противоречивости и неопределённости поступающих и обрабатываемых данных.

Исходный код реализации алгоритма работы модели «EUS Model 1 PdM / DST 2» (свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ №2025683349) в книге не представлен в силу большого объема текста.

Глава 8. Анализ возможности применения больших языковых моделей в автоматизированных системах прогнозируемого обслуживания на примере OpenThinker2—32B.

Целью данной главы является изучение возможности применения новой большой языковой модели OpenThinker2—32B, как вспомогательного инструмента, для повышения эффективности работы интеллектуальных систем прогнозируемого и предписывающего обслуживания для малых и средних промышленных предприятий. Рассматриваются вопросы использования модели для решения следующих задач: анализа исторических данных; снижения факторов неопределённости входных данных (совместно с моделями, представленными в других главах книги); прогнозирования отказов; подготовки экспертных рекомендаций (например, по оптимизации расписаний и процессов технического обслуживания промышленного оборудования).

В данной главе представлены базовые алгоритмы информационного взаимодействия для каждой из задач, и определено положение большой языковой модели в предложенной концепции конвергентной архитектуры автоматизированной системы прогнозируемого / предписывающего обслуживания для повышения точности прогнозов и возможности ее интеграции с экспертными, аналитическими, прогнозными системами, а также системами поддержки принятия решений.

Результаты проведенного анализа показывают, что большая языковая модель OpenThinker2—32B включает набор функциональных возможностей, которые могут быть использованы в решении узкоспециализированных задач прогнозируемого / предписывающего обслуживания. Данные возможности, при доработке программного кода модели OpenThinker2—32B, могут позволить эффективно выполнять анализ данных, определять возможные неисправности и прогнозировать отказы в работе оборудования, оптимизировать расписание и процессы технического обслуживания, при наименьших затратах и стоимости владения вычислительной инфраструктурой. При помощи теории свидетельств Демпстера-Шафера могут быть реализованы новые алгоритмы, которые позволят снизить факторы неопределённости данных для получения более точных прогнозов, а также подготовить экспертные рекомендации и заключения. Благодаря своей гибкости, высокой производительности и невысокой стоимости владения, большая языковая модель OpenThinker2—32B является мощным вспомогательным инструментом для автоматизации промышленных процессов и повышения их эффективности для малых и средних промышленных предприятий.

В книге, представлен пример программы машинного обучения «EUS Model 1 PdM / Exp», реализующий базовый алгоритм поддержки принятия решений для промышленных

автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания. Код программы написан на языке Python и представлен в Приложении 1 (свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ №2025668288).

Глава 9. Применение ИИ для реализации алгоритмов потенциала негативности рассогласования в промышленных автоматизированных системах.

Данную главу, без преувеличения, можно назвать смелым и уверенным шагом в будущее промышленной автоматизации. В ней исследуются вопросы возможности применения технологий искусственного интеллекта для реализации алгоритмов, созданных на основе феномена потенциала негативности рассогласования (англ. mismatch negativity, MMN) и возможности их применения в промышленных автоматизированных системах прогнозируемого / предписывающего обслуживания.

В результате исследований разработан алгоритм, реализующий базовые принципы потенциала негативности рассогласования. Определена практическая необходимость применения данного вида алгоритма, основанного на нейрофизиологических механизмах обработки сенсорной информации в мозге человека, для обнаружения аномалий в работе промышленного оборудования, вызванных внешними факторами, такими как температура, влажность, вибрации и электромагнитные помехи, что позволяет решить следующие задачи промышленной автоматизации: обнаружение аномалий; оптимизация эксплуатационных процессов; прогнозирование отказов; моделирование воздействия окружающей среды и адаптация к изменяющимся условиям.

Предложена базовая архитектура автоматизированной системы, учитывающая необходимость использования программных алгоритмов потенциала негативности рассогласования, которая состоит из модулей верификации данных, обучения модели, обнаружения аномалий, прогнозной модели, визуализации и модуля интеграции с другими производственными информационными и автоматизированными системами.

В книге представлен пример реализации базового MMN-алгоритма. Программный код написан на языке Python и представлен в Приложении 1 (свидетельство о государственной регистрации программ для ЭВМ №2025683341).

Глава 10. Современный подход к построению предсказательных моделей на основе исторического опыта эксплуатации промышленного оборудования.

Цифровая трансформация промышленности, переход к экономике данных и императив технологического суверенитета обуславливают необходимость разработки и внедрения интеллектуальных систем прогнозируемого и предписывающего обслуживания. Ключевым элементом таких систем становятся предсказательные модели, основанные на анализе накопленного исторического опыта эксплуатации промышленного оборудования. В статье исследуется современный подход, обеспечивающий создание, обучение и эксплуатацию таких моделей. Рассматривается конвергентная архитектура, объединяющая технологии промышленного Интернета вещей, периферийного искусственного интеллекта, облачных вычислений и когнитивных систем. Особое внимание уделяется методологическим подходам к работе с неопределенными и противоречивыми историческими данными на основе теории свидетельств Демпстера-Шафера, а также к перспективам интеграции больших языковых моделей. Делается вывод о том, что синергия перечисленных технологий формирует основу для создания самообучающихся промышленных экосистем, способных к непрерывному накоплению и использованию операционного опыта.

Глава 11. Влияние ИИ на разработку программного обеспечения в промышленности.

Искусственный интеллект коренным образом трансформирует процессы разработки промышленного программного обеспечения, внедряя когнитивную автоматизацию на всех этапах жизненного цикла — от проектирования архитектуры и генерации кода до тестирования и мониторинга. Это приводит к качественному улучшению промышленных решений, таких как системы прогнозируемого обслуживания, интеллектуальные цифровые двойники и периферийный ИИ (Edge AI), повышая их надежность и адаптивность.

Данная глава посвящена комплексному анализу преобразующего влияния искусственного интеллекта на разработку промышленного программного обеспечения в контексте Индустрии 4.0. Реализация подобных систем требует формирования междисциплинарных команд узкопрофильных специалистов, включая инженеров данных, MLOps-инженеров, архитекторов и специалистов по кибербезопасности. ИИ эволюционирует от инструмента автоматизации до эксперта — помощника, смещая фокус разработчиков с написания кода на архитектурное проектирование, промт-инжиниринг и координацию ИИ-агентов, что открывает новые возможности для повышения эффективности и конкурентоспособности промышленности.

Глава 12. ИИ и тестирование промышленных автоматизированных систем.

Глава является логическим продолжением предыдущей главы. В ней определены и систематизированы основные направления применения ИИ для тестирования промышленного ПО (включая промышленные автоматизированные системы прогнозируемого обслуживания), фокусируясь на решении конкретных задач: прогнозирования дефектов, интеллектуальной генерации тестов, адаптивного обслуживания тестовых сценариев и их использования в условиях ограниченных ресурсов.

Глава 13. Этические аспекты использования искусственного интеллекта в промышленности.

Глава посвящена анализу этических вызовов, возникающих при интеграции технологий и систем ИИ в промышленности. В главе рассматриваются базовые риски и принципы, которые должны лежать в основе проектирования, внедрения и эксплуатации промышленных ИИ-систем на всех этапах их жизненного цикла, на основе ключевых международных и национальных документов — Рекомендации по этике ИИ ЮНЕСКО, Спецификации этики искусственного интеллекта нового поколения Китая, Закона (Акта) Европейского Союза об искусственном интеллекте и российского Кодекса этики в сфере ИИ. Особое внимание уделяется вопросам безопасности, прозрачности, объяснимости и подконтрольности человеку промышленных ИИ-систем в контексте Индустрии 4.0.

Глава 14. Как предсказать поломку и сэкономить миллионы.

Всегда, самое сложное в любой работе — это сделать правильные выводы, особенно тогда, когда проделана большая аналитическая работа и получены некоторые промежуточные, но вполне убедительные, результаты, которые подтверждают гипотезы, теоретические выводы и практические результаты исследований по направлению прогнозируемого и предписывающего обслуживания в промышленности.

Казалось бы, нет ничего проще ответить всего на два, на первый взгляд, не очень сложных, но очень тесно связанных между собой вопроса: «Какова эффективность применения технологий искусственного интеллекта в промышленности?» и «Как предсказать поломку и сэкономить миллионы?».

Но, — это не так.

В этой главе будут даны ответы на эти и другие вопросы.

Глава 1. Основные технологические направления цифровой трансформации промышленности Российской Федерации до 2035 года

Основные положения и результаты исследования, содержащиеся в данной главе, были опубликованы в журнале «Автоматика, связь, информатика» (ВАК К2).

Цифровая трансформация перестала быть перспективой будущего и превратилась в актуальную реальность, детерминирующую конкурентоспособность национальных экономик и отдельных корпораций. Если предыдущее десятилетие было эпохой пилотирования и экспериментов, то период до 2035 года станет фазой массового масштабирования и глубинной интеграции цифровых технологий во все звенья промышленной цепочки — от НИОКР и проектирования до производства, логистики, сервиса и конечного продукта. Этот процесс будет происходить на фоне сложной совокупности макроэкономических трендов: геоэкономической фрагментации, ужесточения конкуренции за технологии и таланты, а также императивов устойчивого развития со стороны государственного управления [^{2,3,4,5}].

Цифровая трансформация промышленности Российской Федерации движется по своему собственному пути принудительной адаптации, трансформируясь в стратегию построения технологического суверенитета (на основе построения промышленного суверенитета), которая определяется, в том числе, Концепцией технологического развития на период до 2030 года (утвержденной Распоряжением Правительства Российской Федерации №1315-р от 20.05.2023). В центре этой стратегии — создание замкнутой, безопасной и интеллектуальной производственной экосистемы, где данные являются ключевым ресурсом, а искусственный интеллект (ИИ) — основным инструментом повышения эффективности. Реализация этой стратегии зависит от способности государства и бизнеса преодолеть ключевые системные ограничения: научные, технологические, инфраструктурные, образовательные, кадровые и инерционные (от применения устаревших управленческих моделей) [^{6,7,8,9}].

² Тренды цифровой трансформации в 2025 году: практическое руководство для бизнеса. [Электронный ресурс] 2025 URL: <https://issoft.by/blog/trendy-cifrovoy-transformatsii-v-2025-god/> (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

³ Applying Digital Transformation Trends in Your Business: An Expert Guide for 2025. [Электронный ресурс] 2025 URL: <https://www.coherentsolutions.com/insights/top-digital-transformation-trends> (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

⁴ McKinsey Technology Trends Outlook 2025. [Электронный ресурс] 2025 URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/tech-and-ai/our-insights/the-top-trends-in-tech> (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

⁵ The Future of Jobs Report 2025. [Электронный ресурс] 2025 URL: https://reports.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_Report_2025.pdf (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

⁶ Гриневская Светлана Николаевна. Новые параметры экономики: технологический суверенитет в промышленности // ЭСИА. 2024. №2 (58). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/novye-parametry-ekonomiki-tehnologicheskij-suverenitet-v-promyshlennosti> (дата обращения: 14.12.2025).

⁷ Кочина Светлана Константиновна. Диагностика уровня технологического суверенитета отраслей российской промышленности // Экономическое развитие России. 2023. №10. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/diagnostika-urovnya-tehnologicheskogo-suvereniteta-otrasley-rossiyskoy-promyshlennosti> (дата обращения: 14.12.2025).

⁸ Чаруйская, М. А. Механизмы достижения технологического суверенитета в стратегических отраслях промышленности / М. А. Чаруйская // Экономика, предпринимательство и право. — 2025. — Т. 15, №7. — С. 4611—4626. — DOI <https://doi.org/10.18334/epp.15.7.123258>. — EDN DOORDW.

⁹ Кузнецов С. В., Горин Е. А., Имзалиева М. Р. Национальный технологический суверенитет и три уровня кадрового обеспечения промышленности // Экономика и управление. 2023. Т. 29. №8. С. 938—955. <http://doi.org/10.35854/1998-1627-2023-8-938-955>

В этой главе проводится систематизация и анализ ключевых технологических направлений развития, которые сформируют новый ландшафт цифровой трансформации промышленности Российской Федерации в предстоящее десятилетие.

На сегодняшний день, одним из трендов цифровой трансформации промышленности ведущих мировых держав является не развитие какой-то одной из технологий по отдельности, а их глубокая конвергенция, создающая синергетический эффект от совместного использования, например:

— **Искусственный интеллект и автоматизированные системы.** ИИ эволюционирует от инструмента анализа данных в ключевой драйвер принятия решений и автономных действий, на разных уровнях производственных систем. Акцент смещается с прикладных моделей машинного обучения (англ. ML) и генеративного ИИ (англ. GenAI) к концепции автономных систем на основе агентного ИИ (англ. Agentic AI). Такие системы, функционирующие как «виртуальные помощники», способны с некой долей самостоятельности планировать и выполнять многошаговые рабочие процессы — от управления цепочками поставок до управления технологическими процессами и генерации инженерных решений (например, в системах прогнозируемого обслуживания) [10, 11]. В инженерной сфере ИИ-инструменты, интегрированные в системы автоматизированного проектирования, кардинально ускоряют оптимизацию процессов производства изделий, значительно сокращая время вывода продукта на рынок.

— **Промышленный Интернет вещей (англ. ПоТ) и периферийные вычисления (англ. Edge Computing).** Развитие сетей 5G/6G и периферийных вычислений превращает ПоТ из системы мониторинга в тесно связанную распределенную систему реального времени. Миллионы датчиков ПоТ, установленных на оборудовании, продуктах, интегрированных в инфраструктуру, будут генерировать непрерывные потоки разнородных данных для немедленного анализа непосредственно у их источника (на Edge-устройствах с помощью периферийного ИИ — Edge AI) [12]. Это существенно снизит задержки с сотен миллисекунд до практически мгновенной реакции, что критически важно для прогнозируемого обслуживания, адаптивного управления процессами технического обслуживания и ремонта оборудования, а также контроля качества, выпускаемой продукции.

— **Цифровые двойники и платформы.** Цифровые двойники эволюционируют от статичных моделей к динамическим, самообучающимся виртуальным представлениям физических активов (например, промышленное оборудование или производственные линии), целых производств (например, промышленные объекты сетевых предприятий) или даже цепочек создания стоимости. В ближайшей перспективе, они могут стать неотъемлемой функцией приложений ПоТ — платформ, предназначенной для обеспечения жизненного цикла оборудования или производимого продукта, позволяя проводить виртуальные испытания, оптимизировать эксплуатацию и моделировать различные сценарии производства в реальном времени (например, прогнозирования выхода из строя оборудования в условиях неопределенности данных, получаемых от разных устройств ПоТ, зависящих от внешних (например, климатических) воздействий) [13, 14]. Можно с уверенностью сказать, что основу цифрового двойника образует

¹⁰ .Палюх Б. В., Чесалов А. Ю. Роль современных технологий искусственного интеллекта в создании и развитии автоматизированных систем прогнозируемого и предписывающего обслуживания в промышленности // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики: серия «Естественные и Технические науки». — 2025. — №5. — С. 147 — 155. DOI 10.37882/2223—2966.2025.05.29

¹¹ .Чесалов А. Ю. Анализ возможности применения модели OpenThinker2—32В в автоматизированных системах прогнозируемого обслуживания для малых и средних промышленных предприятий // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. — 2025. Т. 27. №5. С. 56—70. DOI: <https://doi.org/10.18127/j19998554-202505-07>

¹² .Чесалов А. Ю. Тенденции развития периферийного искусственного интеллекта в автоматизации технологических процессов // Автоматизация в промышленности — 2025. — №7. — С. 9 — 14.

¹³ .Кравченко А. А. Эволюция технологии цифровых двойников на кривой Гартнер за период 2016—2024 гг. //

синергия передовых технологий, каждая из которых вносит свой отдельный вклад в его функциональность. Робототехнические комплексы и сенсоры ПоТ выступают источниками данных, искусственный интеллект — «мозгом» для их осмысления и принятия решений. Интерфейсы виртуальной и дополненной реальности обеспечивают наглядное взаимодействие с моделью, а распределенные реестры гарантируют неизменяемость и прослеживаемость информации. Все перечисленные компоненты тесно связаны в единый «организм» высокоскоростными беспроводными сетями, что и позволяет реализовать принципиально новые подходы к управлению современным производством.

К другим, более классическим, но не менее важным трендам цифровой трансформации промышленности, можно отнести те, которые активно влияют на перестройку производственных моделей управления, а именно:

— **Цифровые платформы, как основа облачных экосистем.** Отдельные решения и фрагментированные ИТ-ландшафты уступают место интегрированным промышленным платформам, объединенным в цифровые экосистемы сетевых предприятий. Эти облачные экосистемы объединяют: инструменты для проектирования (CAE), системы управления производством (MES), системы управления активами предприятия (EAM), системы планирования ресурсами (ERP), системы управления качеством продукции (QMS), компьютеризированные системы управления техническим обслуживанием (CMMS) и другие отраслевые производственные системы, обеспечивая единую среду данных, масштабируемость и быстрый доступ к инновациям и изменениям [15]. По оценке аналитиков Mordor Intelligence, объем рынка цифровой трансформации промышленности к 2030 году вырастет до \$843 млрд долларов США, а среднегодовой темп роста (англ. Compound annual growth rate, CAGR) составит 19,4% [16].

— **Ускоренная автоматизация (гиперавтоматизация).** Автоматизация выходит за рамки отдельных задач, охватывая сквозные процессы. Она объединяет роботизированную автоматизацию процессов (англ. Robotic Process Automation, RPA), ИИ, low-code платформы и интеграцию промышленных систем для автоматизации комплексных бизнес-процессов. Параллельно развивается робототехника, на смену изолированным роботам-манипуляторам приходят коллаборативные роботы (коботы) и мобитивные автономные роботы, способные безопасно работать рядом с людьми, перемещать грузы и выполнять сложные манипуляции. По оценке Mordor Intelligence, объем рынка гиперавтоматизации к 2030 году вырастет до \$38,43 млрд долларов США, а среднегодовой темп роста (англ. Compound annual growth rate, CAGR) составит 19,73% [17].

Научные исследования экономического факультета. Электронный журнал. 2025. Том 17. Выпуск 2. С. 88—110. DOI: 10.38050/2078-3809-2025-17-2-88-110.

¹⁴ .Чесалов А. Ю. Математическая модель снижения неопределенности на основе теории свидетельств Демпстера—Шафера на уровне сбора данных в автоматизированных системах прогнозируемого обслуживания // Динамика сложных систем. — 2025. Т. 19. №4. С. 62—74. DOI: 10.18127/j19997493-202504-07

¹⁵ .Палюх Б. В., Чесалов А. Ю. Современные подходы к созданию автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания многостадийных технологических процессов в промышленности. // «Инжиниринг предприятий и управление знаниями» (ИП&УЗ — 2024): сборник научных трудов XXVII Российской научной конференции. 28 — 29 ноября 2024 г. Том 1. / под науч. ред. д.э. н. Ю.Ф. Тельнова. — Москва: ФГБОУ ВО «РЭУ им. Г. В. Плеханова», 2024. — С. 351 — 357.

¹⁶ .Digital transformation in manufacturing market size & share analysis — growth trends and forecast (2025 — 2030) [Электронный ресурс] 2025 URL: <https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/digital-transformation-market-in-manufacturing> (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

¹⁷ .Hyperautomation market size & share analysis — growth trends and forecast (2025 — 2030) Source: <https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/hyperautomation-market>. [Электронный ресурс] 2025 URL: <https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/hyperautomation-market> (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

К вышеперечисленным трендам цифровой трансформации промышленности, необходимо добавить те, которые влияют не только на отдельно взятые предприятия, но и на все экономику, каждого из промышленно развитых государств, а именно:

— **Технологический суверенитет и локализация производств.** Геополитическая нестабильность ускоряет тренд на технологический суверенитет. Страны и крупные экономические блоки стремятся создать собственные контролируемые технологические экосистемы, обеспечивающие их полупроводниковыми и компьютерными производствами, разработчиками собственных программных продуктов и промышленных систем автоматизации, а также суверенными облачными инфраструктурными решениями и сетями передачи данных. Это ведет к фрагментации глобального рынка и параллельному развитию региональных экосистем (например, в Китае, России, ЕС), где импортозамещение становится стратегической необходимостью, а затем и основой для технологического суверенитета и экспорта.

— **Кибербезопасность и «цифровой иммунитет».** Рост связанности и автономии систем резко увеличивает поверхность для кибератак. В ответ формируется парадигма «цифрового иммунитета», предполагающая встраивание защиты (англ. security-by-design) на всех уровнях — от микросхемы до облачной платформы. Акцент смещается на прогнозируемую безопасность с использованием ИИ для обнаружения аномалий, защиту цепочек поставок программного обеспечения и обеспечение отказоустойчивости критической инфраструктуры. Ожидается, что мировой рынок кибербезопасности, по оценке Mordor Intelligence, к 2030 году вырастет до \$423 млрд долларов США, а среднегодовой темп роста составит 12,45% [18].

— **Трансформация труда и культура непрерывного обучения.** Цифровая трансформация кардинально меняет ландшафт занятости. Согласно отчету Всемирного экономического форума, к 2030 году ожидается создание 170 млн новых рабочих мест и исчезновение 92 млн рабочих мест (что приведет к чистому росту на 78 миллионов рабочих мест — это 7% от общей занятости на сегодняшний день к 2030 году), при этом 39% навыков работников потребуют обновления (через непрерывное обучение, повышения квалификации и переквалификацию). На первый план выходят спрос на специалистов в области ИИ и больших данных, кибербезопасности, робототехники, а также на «зеленые» профессии. Ключевым ответом на процессы цифровой трансформации становится стратегия переквалификации и перераспределения, причем 94% компаний видят в этом способ сохранить ценные кадры. Культура компании, готовность к изменениям и человекоцентричный подход, инвестирующий в благополучие и развитие сотрудников, становятся критическими факторами успеха не только трансформации промышленности, но и экономик мира [19].

Таким образом, текущий анализ основных направлений показывает, что цифровая трансформация промышленности к 2035 году примет характер системной перестройки, движимой конвергенцией технологий и необходимостью ответа на глобальные вызовы. Магистральным трендом станет переход от автоматизированных фабрик Индустрии 4.0 к устойчивым, человекоцентричным экосистемам Индустрии 5.0, где технологический прогресс измеряется не только экономической эффективностью, но и социальным благополучием, устойчивостью и суверенитетом.

Таблица 1. Сравнительная характеристика парадигм Индустрии 4.0 и Индустрии 5.0

¹⁸. Cybersecurity market size & share analysis — growth trends and forecast (2025 — 2030) [Электронный ресурс] 2025 URL: <https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/cyber-security-market> (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

¹⁹. The Future of Jobs Report 2025. [Электронный ресурс] 2025 URL: <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025/digest/> (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

Аспект	Индустрия 4.0	Индустрия 5.0
Основной фокус	Автоматизация, киберфизические системы, цифровизация.	Гармонизация взаимодействия человека и машины, устойчивость, устойчивое развитие.
Роль человека	Оператор, контролер систем.	Креативный соавтор, стратег, специалист по решению сложных задач.
Ключевой принцип	Массовая эффективность и персонализация.	Массовая кастомизация, устойчивость, человекоцентричность.
Технологический базис	ИИТ, облачные вычисления, ИИ, роботы.	Конвергентные технологии (ИИ + GenAI + Edge AI + Agentic AI + другие технологии), когнитивные системы, коллаборативные роботы и так далее.
Целевой результат	Повышение производительности и снижение затрат.	Устойчивое благополучие общества, социальная и экологическая ответственность.

Успех в этой новой реальности будет определяться не столько скоростью внедрения отдельных инноваций, сколько способностью организаций и обществ к комплексной адаптации, формированию гибких платформенных архитектур, инвестициям в непрерывное обучение персонала, построению доверия в условиях автономных систем и выстраиванию устойчивых партнерств в условиях фрагментирующегося мира. Будущее промышленности принадлежит тем, кто сумеет гармонично соединить мощь конвергентных технологий с креативностью, адаптивностью и ценностями человека.

На текущий момент времени, можно выделить два системных аспекта, лежащих в основе текущих тенденций цифровой трансформации промышленности Российской Федерации до 2035 года:

— **Эволюция роли государства, бизнеса и образования.** Государство последовательно смещает роль с «главного заказчика» на «архитектора экосистемы» и «создателя правил». Его ключевыми задачами становятся ^[20, 21]:

— **Формирование стандартов и новых регуляторных правил.** Определение методик импортозамещения, требований к совместимости ПО, отраслевых моделей данных.

— **Стимулирование спроса и предложения.** Налоговые льготы для внедряющих отечественное программное обеспечение, грантовая поддержка разработчиков программно — аппаратных комплексов (особенно в сфере ИИ).

— **Создание инфраструктуры для кооперации.** Развитие промышленных центров компетенций и консорциумов. Бизнес и высшие научные заведения, в свою очередь, берут на себя роль активных соисполнителей и источников инноваций.

²⁰ Мишустин на ЦИПР-2025 предложил новые меры поддержки отечественного ПО. [Электронный ресурс] 2025 URL: <https://cifrastroy.ru/news/mishustin-na-tsipr-2025-predlozhit-novye-mery-podderzhki-otchestvennogo-po> (дата обращения: 14.12.2023). — Текст: электронный.

²¹ Дмитрий Григоренко: Развитие цифровых технологий — один из стратегических приоритетов России. [Электронный ресурс] 2025 URL: <https://национальнаяэкономика.рф/2025/11/26/dmitrij-grigorenko-razvitie-cifrovyyh-tehnologij-odin-iz-strategicheskikh-prioritetov-rossii/> (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

— **Кадры и компетенции, как главный вызов.** Успех цифровой трансформации во многом зависит от «человеческого капитала». Потребуется не просто ИТ-специалисты, а люди с гибридными навыками: инженеры — архитекторы промышленных систем автоматизации и цифровых экосистем (например, работающих на стыке создания систем автоматизации промышленного интернета вещей и интеграции их в цифровые экосистемы сетевых предприятий), инженеры — программисты — профильные специалисты (например, работающих на стыке технологий промышленного интернета вещей и периферийного искусственного интеллекта в определенной отрасли), специалисты по кибербезопасности автоматизации технологических процессов, и многие другие. Создание комфортных условий непрерывного обучения, повышения квалификации и переквалификации специалистов потребует перестройки образовательных программ и масштабных программ переподготовки [^{22, 23}].

Ключевые тенденции цифровой трансформации и их взаимосвязь представлены в следующей Таблице 2 [^{24, 25, 26, 27, 28}]:

Таблица 2. Ключевые тенденции цифровой трансформации

²² .Тельнов Ю. Ф., Казаков В. А., Данилов А. В., Денисов А. А. Требования к программной реализации системы Индустрии 4.0 для создания сетевых предприятий // Программные продукты и системы. 2022. Т. 35. №4. С. 557—571. DOI: 10.15827/0236—235X.140.557—571

²³ .Тельнов Ю. Ф., Казаков В. А., Данилов А. В., Брызгалов А. А. Разработка моделей производственных и бизнес-процессов сетевых предприятий на основе многоагентных систем // Программные продукты и системы. 2023. №4. С. 632—643. doi: 10.15827/0236—235X.142.632—643

²⁴ .Роботы разошлись в показателях. [Электронный ресурс] 2025 URL: <https://www.kommersant.ru/doc/8179876> (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

²⁵ .Цифровизация промышленности. Обзор TAdviser. [Электронный ресурс] URL: https://www.tadviser.ru/index.php/Статья:Обзор_Цифровизация_промышленности_в_России_2025_2025 (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

²⁶ .Цифровизация промышленности в России: ключевые тенденции 2025 года. [Электронный ресурс] 2025 URL: <https://globus-ltd.ru/blog/237> (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

²⁷ .Михаил Мишустин дал поручения по итогам форума «Цифровые решения». [Электронный ресурс] 2025 URL: <http://government.ru/news/57274/> (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

²⁸ .Глобальные тренды цифровой трансформации промышленности. [Электронный ресурс] 2025 URL: https://www.vedomosti.ru/press_releases/2025/07/17/globalnie-trendi-tsifrovoy-transformatsii-promishlennosti (дата обращения: 14.12.2025). — Текст: электронный.

Тенденция	Сущность	Ключевые драйверы / Барьеры	Ожидаемый результат к 2035 году
От импортозамещения к цифровому суверенитету	Переход от замещения отдельных продуктов к созданию полной, замкнутой технологической экосистемы (ПО, оборудование, стандарты).	Драйвер: Государственная политика, требования к КИИ, поддержка разработки «тяжелых» промышленных решений. Барьер: Незрелость отечественного оборудования, сложность миграции и интеграции разных систем.	Доля российского ПО в ключевых отраслях > 80%. Создание конкурентоспособных отраслевых платформ.
Данные как центральный актив	Сдвиг от простого сбора данных к их системному использованию для прогнозной аналитики и управления на основе моделей (цифровые двойники).	Драйвер: Осознание ценности неиспользуемых данных, развитие ИИ, потребность в оптимизации. Барьер: Нехватка инфраструктуры и компетенций для работы с данными.	Массовое внедрение прогнозных моделей. Снижение затрат на обслуживание.
Прагматичный и масштабируемый ИИ	Переход от пилотных проектов к промышленному внедрению ИИ, в первую очередь, для решения конкретных задач с измеримой экономией.	Драйвер: Рост доступности технологий, господдержка проектов в сфере ИИ, давление на эффективность. Барьер: Кадровый дефицит, необходимость интеграции с устаревшими системами.	Рост числа предприятий, применяющих Gen AI. ИИ станет стандартным инструментом в производственных автоматизированных системах.
Приоритет устойчивости и безопасности	Формирование «цифрового иммунитета»: кибербезопасность как неотъемлемая часть архитектуры, а не надстройка.	Драйвер: Рост киберугроз, увеличение числа подключенных устройств, требования регуляторов к КИИ. Барьер: Недостаток специалистов по информационной безопасности, сложность защиты устаревших систем.	Внедрение концепции «безопасность по умолчанию». Создание отраслевых центров анализа угроз.

Таким образом, цифровая трансформация российской промышленности находится в процессе перехода от теоретического осмысления в практическую плоскость (от цифровой экономики к экономике данных), ускоряемым геополитическими вызовами, изменениями и императивом технологической независимости. На фоне смены глобальных цепочек создания стоимости и необходимости структурной перестройки экономики, актуальным становится вопрос

о ключевых технологических векторах, которые будут формировать конкурентные преимущества отечественной индустрии в следующем десятилетии.

На основании проведенного выше анализа, в качестве основы, определим пять взаимосвязанных направлений, внедрение которых будет носить в ближайшее время стратегический характер для преодоления сырьевой зависимости, роста производительности и обеспечения национальной безопасности:

— **Промышленный искусственный интеллект и предиктивная аналитика.** Искусственный интеллект трансформируется из инструмента для пилотных проектов в основу для принятия решений на всех уровнях — от станка до корпоративной стратегии. Алгоритмы машинного обучения будут повсеместно использоваться не только для визуального контроля качества или прогнозируемого обслуживания оборудования, но и для оптимизации сложных технологических параметров, генерации инженерных решений и управления целыми производственными участками. Появится специфическое применение генеративных моделей для проектирования деталей с заданными свойствами, автоматизации подготовки технической документации и планирования нестандартных производственных операций. Это сократит время цикла «идея-изделие» и компенсирует дефицит высококвалифицированных инженерных кадров. Ключевым вызовом станет не алгоритмическая часть, а формирование культуры управления данными и создание «цифровых следов» — структурированных исторических данных, необходимых для обучения моделей. Успешные внедрения будут сконцентрированы там, где возможен быстрый экономический эффект (логистика и управление запасами, энергоэффективность, контроль качества).

— **Цифровые двойники, как ядро жизненного цикла продукта и актива.** Цифровой двойник эволюционирует от текущей модели к динамической виртуальной копии, отражающей состояние, поведение и износ физического объекта в реальном времени. Для России это направление имеет особое стратегическое значение. В условиях ограниченного доступа к иностранному оборудованию и программному обеспечению, цифровые двойники становятся критически важными для реинжиниринга, модернизации и создания аналогов критически важных производственных линий и продуктов. Двойник будет связывать все этапы жизненного цикла: виртуальные испытания и оптимизацию изделия на этапе НИОКР, мониторинг и управление физическим активом в реальном времени, а также прогноз его остаточного ресурса. Это позволит создавать более надежную и ремонтпригодную технику, что критично для ОПК, энергетики и авиастроения.

— **Промышленный Интернет вещей и периферийные вычисления.** Развитие ПоТ сместит фокус с подключения устройств на извлечение смысла из потоков данных в режиме, максимально приближенном к реальному времени. Будет происходить массовое оснащение нового и модернизируемого оборудования отечественными датчиками и контроллерами. Параллельно резко возрастут требования к кибербезопасности АСУ ТП, что станет отдельным направлением развития и импортозамещения. Для снижения задержек, обеспечения отказоустойчивости и обработки конфиденциальных данных непосредственно в цеху получают распространение периферийные вычисления. Анализ видеопотоков для контроля безопасности, базовая предиктивная аналитика для станков будут выполняться на локальных Edge — серверах или Edge — датчиках, а не в центральном облаке. Развертывание сетей передачи данных на промышленных предприятиях станет инфраструктурным фундаментом для реализации проектов с беспроводными датчиками, мобильными роботами и дополненной реальностью.

— **Аддитивные и гибридные производственные технологии.** 3D-печать перестанет быть инструментом для прототипирования и превратится в полноценную промышленную технологию, меняющую логистику, конструкцию изделий и подход к ремонту. В высокотехно-

логичных отраслях (авиация, космос, медицина) аддитивные технологии позволят изготавливать неразборные узлы со сложной внутренней геометрией, что невозможно при традиционной обработке. Это приведет к облегчению конструкций, повышению эффективности и возможности массовой кастомизации продукции. Один из самых значимых эффектов для России — создание цифровых складов запчастей. Вместо физического хранения десятков тысяч наименований для устаревшего парка оборудования (например, в ЖКХ или на транспорте) будет храниться цифровая модель, а деталь печататься по требованию на месте или в региональных центрах. Это решит проблему зависимости от прекративших поставки иностранных вендоров. Будут развиваться гибридные станки, сочетающие в одном рабочем центре аддитивную (наплавку) и субтрактивную (фрезерование, обработку) технологии, что позволит изготавливать, ремонтировать или наращивать функциональность детали за одну итерацию.

— **Промышленные платформы и экосистемы.** Фрагментированные ИТ-ландшафты, состоящие из разрозненных плохо интегрируемых систем, станут главным тормозом трансформации. Будущее за интеграцией. Ключевым направлением станет развитие отечественных промышленных сервисных платформ и цифровых экосистем на их основе. Эти платформы будут объединять функционал систем управления производством (MES), системы управления активами предприятия (EAM), систем планирования ресурсами (ERP), систем управления качеством продукции (QMS), систем управления техническим обслуживанием (CMMS), аналитических, прогнозных и экспертных систем. Платформы станут ядром для формирования открытых индустриальных экосистем, где производители оборудования, разработчики ПО, интеграторы и конечные предприятия смогут взаимодействовать, обмениваться цифровыми моделями и приложениями. Это ускорит распространение лучших практик и создаст рынок для отечественных промышленных ИТ-решений. В условиях «многовекторности» процессов поставок оборудования критически важным станет разработка и принятие единых отечественных стандартов обмена данными и протоколов, обеспечивающих совместимость разнородных систем.

Внедрение указанных технологий неизбежно столкнется со следующими барьерами, преодоление которых, во многом, является обязательным условием успеха: кадровый дефицит, инфраструктурные ограничения, нормативно-правовое регулирование, инвестиционная модель.

Таким образом, цифровая трансформация промышленности России к 2035 году будет определяться не одной «прорывной» технологией, а синергией пяти выделенных направлений. Искусственный интеллект станет, условно говоря, «мозгом», цифровые двойники — «виртуальным отражением», промышленный интернет вещей и сети передачи данных — «нервной системой», аддитивные технологии — «новыми руками», а платформы — «единой цифровой средой» для цифровой промышленности, как единого «организма».

Успех будет принадлежать не тем промышленным предприятиям, которые будут использовать больше роботов или датчиков, а тем предприятиям, которые смогут органически интегрировать эти технологии в обновленные бизнес-процессы, построить новую культуру принятия решений на основе данных и сформировать вокруг себя кооперационные цифровые экосистемы. Реализация этого сложного пути является основным условием для достижения технологического суверенитета Российской Федерации, перехода к экономике знаний и обеспечения долгосрочной конкурентоспособности страны на мировой арене.

Глава 2. Роль современных технологий искусственного интеллекта (ИИ) в создании и развитии автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания

Основные положения и результаты исследования, содержащиеся в данной главе, были опубликованы в журнале «Современная наука актуальные проблемы теории и практики» (ВАК КЗ).

В текущих экономических условиях, когда концепция развития цифровой экономики сменяется новым трендом развития — экономикой данных, внедрение передовых вычислительных и прорывных информационных технологий в промышленных экосистемах является приоритетным направлением цифровой трансформации промышленных предприятий различных отраслей экономики.

Цель цифровой трансформации промышленных предприятий должна заключаться в реализации ряда комплексных программ и проектов основывающихся на прорывных и перспективных технологиях «Индустрии 4.0», которые, прежде всего, включают в себя технологии искусственного интеллекта (ИИ), позволяющие создавать на первом этапе новую промышленную инфраструктуру, а в итоге — цифровую экосистему сетевых предприятий, способную объединить разрозненные цифровые и платформенные решения. [^{29, 30, 31, 32}].

Одними из наиболее востребованных для промышленности являются автоматизированные системы прогнозируемого (англ. Predictive Maintenance) или предписывающего обслуживания (англ. Prescriptive Maintenance), предназначенные для прогнозирования выхода оборудования из строя и предотвращения поломок. В их основе лежат современные информационные технологии, которые обеспечивают сбор и обработку больших объемов разнородных данных, поступающих от сотен или даже тысяч интеллектуальных датчиков промышленного Интернета вещей (англ. Industrial Internet of Things, IIoT).

Выделяют четыре основных вида прогнозируемого обслуживания [³³]:

²⁹ .Чесалов А. Ю. Применение прорывных технологий искусственного интеллекта в промышленных экосистемах Индустрии 4.0 // Перспективные интеграционные процессы в мировой экономике: нооподход / Сборник материалов IX Санкт-Петербургского международного экономического конгресса (СПЭК-2024) / Под общ. ред. С. Д. Бодрунова. Том 2. — М.: ИНИР им. С. Ю. Витте, 2024. — С. 176—184.

³⁰ .Галкин Д. И., Чесалов А. Ю. Перспективы цифровой трансформации производителей оборудования неразрушающего контроля на примере опыта НИИИИ МНПО «СПЕКТР» // XXIII Всероссийская научно-техническая конференция по неразрушающему контролю и технической диагностике «Умные технологии НК. Единство теории и практики»: сб. тр. Москва, 23 — 25 октября 2023 г. С. 187—170. — М.: Издательский дом «Спектр». — С. 167 — 170.

³¹ .Палюх Б. В., Чесалов А. Ю. Методологический подход к цифровой трансформации предприятий отрасли производителей оборудования неразрушающего контроля // «Инжиниринг предприятий и управление знаниями» (ИП&УЗ — 2023): сборник научных трудов XXVI Российской научной конференции. 29 — 30 ноября 2023 г. / под науч. ред. Ю. Ф. Тельнова.- Москва: ФГБОУ ВО «РЭУ им. Г. В. Плеханова». — С. 256 — 260.

³² .Lee J, Lapira E, Bagheri B, Kao H. Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environment. Manuf Letter 2013; 38:41. [Электронный ресурс]. 2013 — URL: https://www.researchgate.net/publication/262880066_Recent_advances_and_trends_in_predictive_manufacturing_systems_in_big_data_environment (дата обращения: 18.03.2025)

³³ .Predictive maintenance: techniques and advantages. [Электронный ресурс]. 2024. — URL: <https://www.mecalux.com/blog/predictive-maintenance> (дата обращения: 23.10.2024)

— **Прогнозируемое обслуживание на основе состояния.** Это система, которая при помощи датчиков собирает в реальном времени данные о состоянии и производительности оборудования. Она предназначена для планирования мероприятий по обслуживанию оборудования до возникновения неисправности и после проверки его состояния.

— **Прогнозируемое обслуживание по времени.** Это система, которая работает в строго отведенные ей временные интервалы в соответствии с регламентами и планами мероприятий по обслуживанию.

— **Прогнозируемое обслуживание по требованию.** Это система, которая учитывает среднее ежедневное время использования оборудования и воздействие условий окружающей среды на него. На основе полученных данных устанавливается крайний срок для будущей проверки.

— **Предписывающее обслуживание.** Это более совершенное прогнозируемое обслуживание на основе состояния, которое позволяет предвидеть (прогнозировать) возникновение неисправности, и, с той или иной долей вероятности, определить ее первопричину в долгосрочной перспективе.

С появлением новых информационных технологий, это деление становится весьма условным. Тем не менее, далее по тексту, для упрощения понимания материала, для систем прогнозируемого и предписывающего обслуживания, будет использоваться единое сокращение «PdM».

Выделим следующие приоритетные информационно-технологические направления, с учетом которых требуются создавать и развивать автоматизированные системы прогнозируемого / предписывающего обслуживания:

1. Инжиниринг ИИ

— Использование методологии DevOps (англ. Development & Operations) для автоматизации процессов сборки, настройки, развертывания и интеграции программного обеспечения в технологических, производственных и бизнес-процессах.

— Применение подхода DataOps (англ. Data Operations) для процессно-ориентированной разработки и обеспечения доступа к большим объемам разнородных данных.

— Реализация MLOps (англ. Machine Learning Operations) для развертывания, управления и поддержки моделей машинного обучения в рамках промышленных автоматизированных систем.

2. Объяснимый и доверенный ИИ

— Создание и применение этичных, объяснимых и безопасных промышленных интеллектуальных систем. Подробнее на этих вопросах мы остановимся в отдельной главе.

— Соблюдение законодательства и рекомендаций соответствующих организаций в области защиты информации и персональных данных.

3. Композитный ИИ

— Комбинирование различных технологий и систем ИИ (экспертные, аналитические и прогнозные системы; языковые и графические системы ИИ, и др.) для повышения достоверности и точности результатов анализа данных и прогнозов.

— Объединение разнородных мультимодальных данных (структурированных, неструктурированных, временных рядов, изображений и других) для всестороннего и комплексного анализа.

4. Периферийный ИИ для промышленного Интернета вещей

— Использование периферийного ИИ (англ. Edge AI) для оперативного сбора и обработки данных на самих «умных» датчиках, контроллерах и устройствах в режиме реального времени. Подробнее Edge AI будет рассмотрен в отдельной главе.

— Уменьшение вычислительной нагрузки на централизованные дата-центры и каналы передачи данных посредством локального сбора и обработки данных.

5. Интеллектуальные помощники

— Разработка программного обеспечения с интеллектуальными функциональными возможностями, которые предоставляют возможность профильным специалистам принимать актуальные и обоснованные решения.

— Использование виртуальных помощников для автоматизации простых операций с данными.

6. Облачные сервисы

— Применение облачных сервисов для хранения, верификации, анализа и представления больших объёмов разнородных данных.

— Использование облачных сервисов для машинного обучения и формирования аналитических данных и отчетов, а также построения прогнозной аналитики.

7. Автономные автоматизированные системы

— Создание самообучающихся и самонастраивающихся автоматизированных систем, способных самостоятельно приспосабливаться обработке новых разнородных данных, поступающих из разных источников данных, работающего оборудования в разных условиях эксплуатации.

— Внедрение автономных решений для минимизации человеческого фактора в работе и эксплуатации оборудования.

8. Цифровые двойники

— Создание виртуальных копий физического оборудования для моделирования, обработки и прогнозирования его состояния.

— Использование цифровых двойников для тестирования сценариев и улучшения производственных процессов обслуживания промышленного оборудования.

9. Обработка больших данных

— Применение технологий больших данных для сбора, хранения и обработки информации от множества датчиков, оборудования, автоматизированных и информационных систем.

— Использование глубокой аналитики для выявления закономерностей в появлении аномалий и прогнозирования отказов оборудования.

10. Информационная безопасность

— Обеспечение защиты от кибератак, особенно в условиях использования данных с распределенных датчиков и систем промышленного Интернета вещей.

— Внедрение механизмов авторизации, аутентификации и шифрования передаваемых и хранимых данных.

11. Нейроморфные вычисления и квантовые технологии

— Исследование и применение нейроморфных вычислений для повышения эффективности обработки данных.

— Использование квантовых технологий для решения сложных задач оптимизации и прогнозирования.

12. Интеграция с производственными системами

— Интеграция системы прогнозируемого обслуживания с системой управления производственными ресурсами и системой управления производством позволяет повысить качество реализации ключевых технологических, научно-исследовательских и производственных процессов промышленного предприятия.

13. Блокчейн для точного учета и контроля процессов

— Использование распределенных технологий обработки данных для обеспечения конфиденциальности, целостности и доступности данных, получаемых с датчиков и оборудования.

14. Гибридные модели машинного обучения

— Комбинирование традиционных методов машинного обучения с глубоким обучением для повышения точности прогнозов.

— Использование моделей, адаптированных под специфику конкретного предприятия, оборудования и условий эксплуатации.

15. Роботизация процедур обслуживания

— Использование роботизированных систем для автоматизации простых рутинных задач диагностики и технического обслуживания промышленного оборудования.

Уровень зрелости некоторых из перечисленных технологий представлен на кривой зрелости технологий Gartner на Рисунке 4:



Рисунок 4. Кривая зрелости технологий Gartner

Все вышеперечисленные направления в создании и развитии промышленных автоматизированных систем формируют основу для создания современных, эффективных и надёжных систем прогнозируемого / предписывающего обслуживания, которые способны значительно снизить производственные риски и повысить эффективность работы промышленных предприятий [34, 35].

Еще раз обращаю ваше внимание на то, что основная задача создаваемых автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания заключается в реализации сквозной авто-

³⁴. Explore Beyond GenAI on the 2024 Hype Cycle for Artificial Intelligence. [Электронный ресурс]. [www.gartner.com](https://www.gartner.com/en/articles/hype-cycle-for-artificial-intelligence) — URL: <https://www.gartner.com/en/articles/hype-cycle-for-artificial-intelligence> (дата обращения: 16.03.2025)

³⁵. Галкин Д. И., Ефимов А. Г., Чесалов А. Ю. (2024). Перспективы создания цифровой инфраструктуры данных в НК // Территория NTD — январь-март — 2024. — С. 62 — 65.

матизации сложных и трудоемких процессов сбора и обработки больших объемов разнородных мультимодальных данных, поступающих от большого числа интеллектуальных устройств в рамках промышленного Интернета вещей. Эти системы должны предоставлять цифровые сервисы для обработки и анализа данных с использованием технологий ИИ, включая современные промышленные облачные распределенные системы ИИ (англ. Cloud AI Services) и периферийный ИИ (англ. Edge Artificial Intelligence, Edge AI). Целью таких решений является извлечение новых знаний и создание дополнительной ценности из имеющихся данных для повышения эффективности, безопасности и качества производства продукции и услуг [36].

Технологии ИИ уже активно преобразуют различные секторы промышленности, предоставляя инновационные решения для прогнозируемого технического обслуживания, мониторинга качества продукции, выявления дефектов, прогнозирования рыночного спроса, оптимизации производственных процессов и решения других задач.

Согласно отчету IoT Analytics о рынке промышленного ИИ 2020—2025, компании, внедряющие ИИ, получают следующие значительные преимущества: снижение затрат, повышение эффективности управления и производства, а также улучшение безопасности. С ростом рынка промышленного ИИ до \$72,5 млрд долларов США к 2025 году и ежегодным темпом роста в 31%, эти технологии станут ключевым фактором конкурентоспособности в промышленности на ближайшие годы [37].

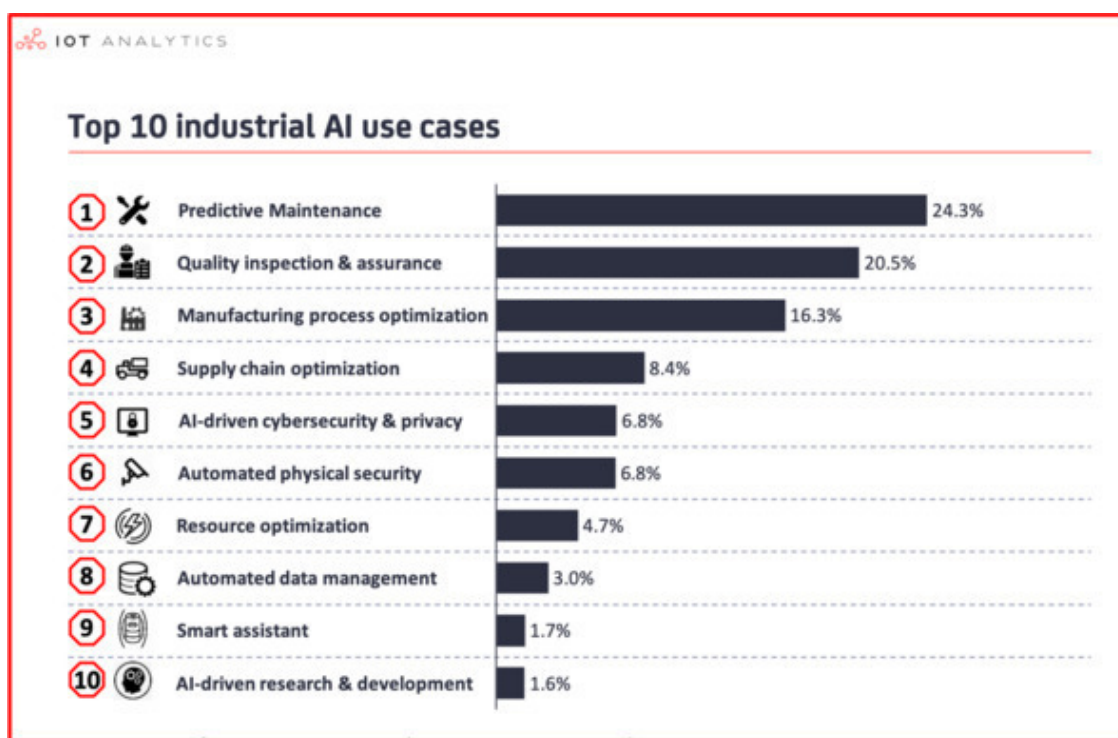


Рисунок 5. Десять передовых промышленных направлений использования технологий ИИ. Отчет IoT Analytics о рынке промышленного ИИ 2020—2025

³⁶ .Болтенков А. А., Сарсенбаев Е. А., Селивёрстов М. В., Каликасов Н. Т. интеллектуализация процессов контроля и управления электроконтактным нагревом при восстановлении деталей типа диск. DOI: 10.53083/1996-4277-2021-202-08-102-107 [Электронный ресурс]. cyberleninka.ru — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/intellektualizatsiya-protsessov-kontrolya-i-upravleniya-elektrokontaktnym-nagrevom-pri-vosstanovlenii-detaley-tipa-disk> (дата обращения: 22.03.2025)

³⁷ .The Top 10 Industrial AI use cases. [Электронный ресурс]. iot-analytics.com — URL: <https://iot-analytics.com/the-top-10-industrial-ai-use-cases/> (дата обращения: 04.03.2025)

Нужно отметить, что современное производство становится всё более сложным и технологичным, что, в свою очередь, требует реализации новых подходов к управлению промышленными предприятиями на основе новых информационных технологий. Как вы уже поняли, одна из таких прорывных технологий — это искусственный интеллект, который позволяет обеспечить высокий уровень автоматизации, темп и точность принятия решений. Интеграция ИИ с такими системами, как система управления производством, система планирования ресурсами, система управления качеством продукции, система управления активами предприятия, компьютеризированной системой управления техническим обслуживанием и другими отраслевыми производственными системами, открывает новые возможности для управления рисками, повышения производительности и улучшения качества выпускаемой продукции [³⁸].

Рассмотрим несколько примеров возможного взаимодействия производственных систем с искусственным интеллектом:

— **Система управления производством (MES)** управляет и контролирует производственные процессы в реальном времени. ИИ может значительно расширить функциональность MES, добавляя возможности прогнозирования, анализа данных и принятия решений. ИИ совместно с PdM способен анализировать данные с датчиков и оборудования, предсказывать возможные сбои в производстве и предлагать оптимальные пути их устранения. Это позволяет минимизировать простои и повысить общую производительность.

— **Система управления активами предприятия (EAM)** отвечает за контроль процессов их своевременного технического обслуживания. ИИ может помочь в оптимизации и контроле данных процессов.

— **Система планирования ресурсами (ERP)**, на сегодняшний день, является одной из обеспечивающих подсистем, которая контролирует финансовые потоки, бюджетирование, планирование и реализацию закупок, производство продукции и управление персоналом. ИИ может расширить функциональные возможности ERP. Например, ИИ может анализировать текущую ситуацию на рынке и предсказывать спрос на выпускаемую продукцию. В качестве примера на Рисунке 6 представлено решение задачи автоматизации прогнозирования спроса.

— **Система управления качеством продукции (QMS)** отвечает за контроль качества производимой продукции. ИИ способен значительно ускорить процесс выявления брака и существенно минимизировать затраты на его устранение. На сегодняшний день, возрастает роль специалистов, которые тщательно контролируют технологические процессы производства и сертификации соответствующей продукции с использованием интеллектуальных автоматизированных систем, которые умеют собирать, обрабатывать и анализировать соответствующую информацию.

³⁸. Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2015) A Cyber-Physical Systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18—23. DOI: 10.1016/j.mfglet.2014.12.001



Рисунок 6. Пример автоматизации прогнозирования спроса

Существуют и специальные автоматизированные системы, которые осуществляют контроль качества воздуха, водоемов и сточных вод, радиационного фона и окружающей среды, на основе данных, собираемых специальными датчиками. Все эти системы требуют особых подходов в их создании и эксплуатации (от математического описания проблемы, программирования, сбора и верификации данных, моделирования, обработки и проверки результатов до получения итогового результата) [39]. На сегодняшний день, доля рынка систем автоматизации процессов контроля качества и обнаружение дефектов продукции на промышленных предприятиях составляет 20,5%, что является существенной частью рынка промышленной автоматизации. В связи с тем, что на многих предприятиях технологический процесс производства продукции точно формализован, сам процесс создания или совершенствования автоматизированных систем строго детерминирован. Четкое понимание того, как реализуется технологический процесс позволяет нам определить на каких этапах и для решения каких задач автоматизации будут использоваться те или иные информационные технологии сбора, обработки и анализа данных, в том числе позволяет оценить возможность и целесообразность применения технологий ИИ. Например, применение глубокого машинного обучения для анализа данных, получаемых с производственных линий, позволяет решить задачу контроля качества с высокой точностью и в режиме реального времени. На Рисунке 7 представлен пример технологического процесса контроля качества продукции, который раскрывает общий системный подход к его автоматизации.

³⁹ .Мячева Оксана Дмитриевна, Ефимова Евгения Аркадьевна. Автоматизированная система учета и контроля качества продукции в экспертной лаборатории. [Электронный ресурс]. cyberleninka.ru — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/avtomatizirovannaya-sistema-ucheta-i-kontrolya-kachestva-produktsii-v-ekspertnoy-laboratorii> (дата обращения: 16.03.2025)

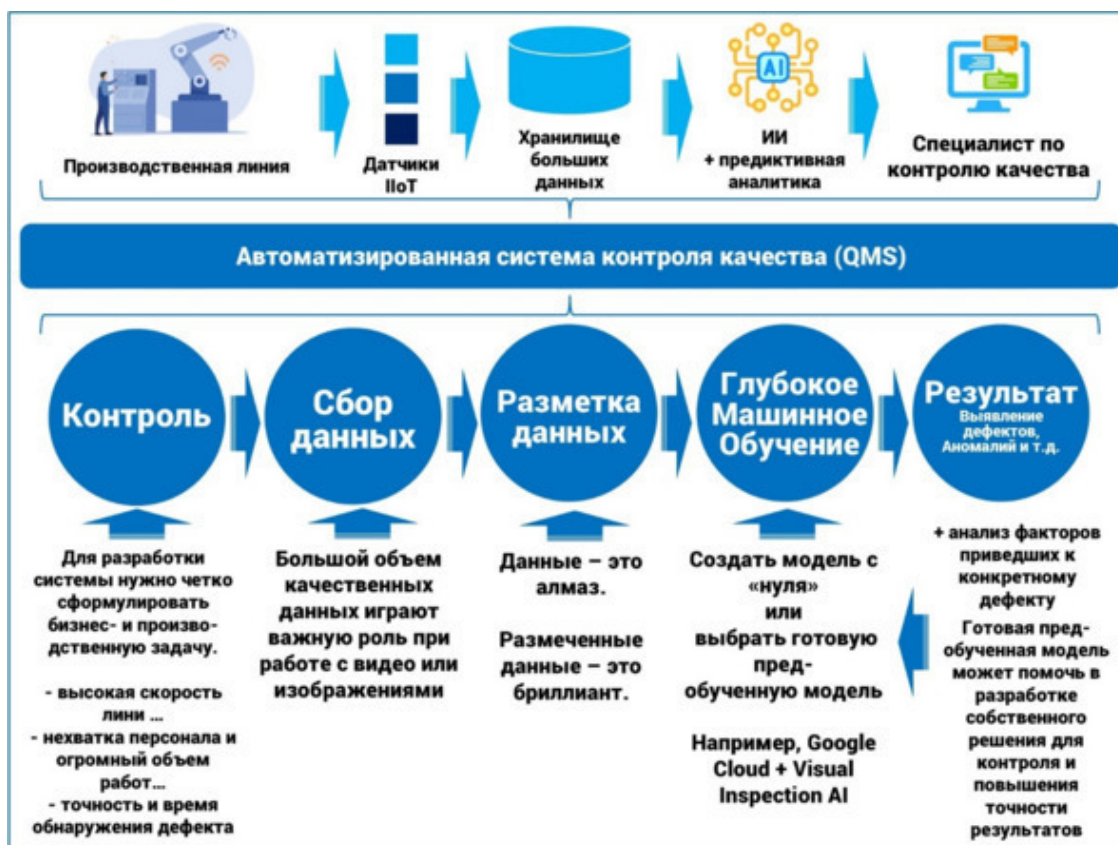


Рисунок 7. Пример автоматизации процесса контроля качества продукции

Автоматизация входного контроля материалов и раннее обнаружение дефектов, позволяют предотвратить перемещение дефектной продукции по производственной линии, что сказывается на повышении качества выпускаемой продукции. В свою очередь, сбор и накопление исторических данных с производственных линий, посредством датчиков промышленного Интернета вещей, позволяют значительно улучшить работу промышленных систем контроля качества.

— **Компьютеризированная система управления техническим обслуживанием (CMMS)** управляет техническим обслуживанием оборудования. ИИ может значительно улучшить функциональность CMMS, предоставляя возможности прогнозной аналитики и автоматизации, в том числе на основании данных, полученных от автоматизированной системы прогнозируемого / предписывающего обслуживания.

Важно обратить внимание на следующий факт. Термин «прогнозируемое обслуживание» не подразумевает только автоматизируемую систему или отдельный локальный процесс. Прогнозируемое обслуживание — это часть стратегии развития промышленного предприятия и стратегии эксплуатации промышленного оборудования, в реализации которой используется дополнительное оборудование, программное обеспечение и новые технологии обработки и анализа данных, для обнаружения неисправностей оборудования, с целью их устранения до того момента, как они выйдут из строя. Несомненно, важную роль в прогнозируемом обслуживании играет применение новых технологий ИИ. Они позволяют современным предприятиям перейти от реактивного или превентивного обслуживания к прогнозируемому, а в перспективе и к предписывающему обслуживанию.

В настоящее время задача прогнозируемого обслуживания является одним из ключевых мировых трендов в области промышленной автоматизации. Согласно данным, доля рынка промышленной автоматизации, связанная с этим направлением, составляет 24,3%, что эквивалентно более 7,5 миллиардам долларов США. Ожидается, что к 2028 году объем этого рынка достигнет почти 14,28 миллиардов долларов США [40].

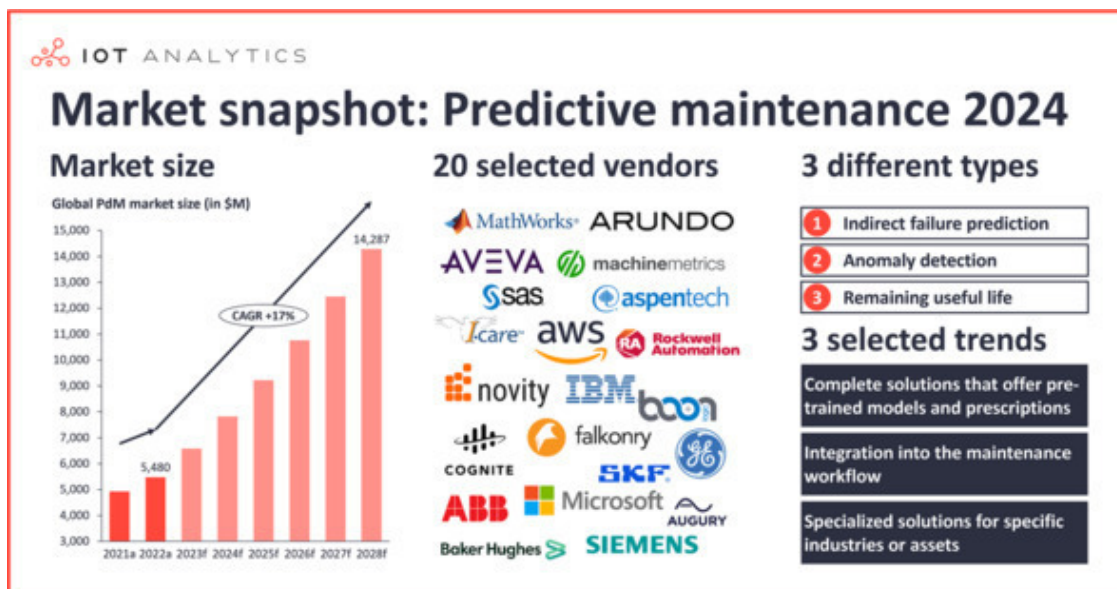


Рисунок 8. Аналитический отчет IOT Analytics о рынке предиктивного технического обслуживания 2023 — 2028: 3 основных направления

На Рисунке 9 представлен пример подхода к решению задачи автоматизации прогнозируемого обслуживания, а также его интеграции с производственными информационными системами.

Как мы видим, ИИ занимает центральное место в обработке значительных объемов данных, поступающих от датчиков и промышленного оборудования. ИИ, в рамках прогнозируемого обслуживания, должен помочь выполнить: описательный анализ — выявление того, что произошло; диагностический анализ — определение причин возникновения аномалий; прогностический анализ — предсказание возможных отказов; предписывающий анализ — рекомендации по устранению проблем.

⁴⁰. Predictive maintenance market: 5 highlights for 2024 and beyond. [Электронный ресурс]. iot-analytics.com — URL: <https://iot-analytics.com/predictive-maintenance-market/> (дата обращения: 03.03.2025)



Рисунок 9. Пример процесса автоматизации процесса прогнозируемого обслуживания

Для решения этих задач используются различные методы ИИ, включая машинное обучение, глубокое машинное обучение и другие. Для эффективной работы промышленных автоматизированных систем требуются большие вычислительные ресурсы, способные обрабатывать большие данные и выдавать точные прогнозы. ИИ способен анализировать данные, собираемые датчиками и предсказывать возможность выхода из строя оборудования, что позволяет избежать незапланированных простоев в работе и снизить затраты на его ремонт. Кроме того, ИИ может оптимизировать графики технического обслуживания, учитывая множество факторов, таких как загруженность оборудования и доступность персонала, что делает процесс управления техническим обслуживанием более эффективным.

— **Интеграция ИИ с другими промышленными автоматизированными системами.** ИИ может быть интегрирован с другими отраслевыми системами, такими как системы управления цепочками поставок, системы управления энергопотреблением и системы управления персоналом. Все это позволяет создать единую цифровую экосистему промышленного предприятия, которая охватывает все аспекты производственного процесса и обеспечивает максимальную эффективность, производительность и высокую конкурентоспособность на рынке.

Подводя итог вышесказанному, хочется еще раз подчеркнуть то, что мы с вами:

— определили приоритетные информационно-технологические направления, с учетом которых требуются создавать и развивать автоматизированные системы прогнозируемого и предписывающего обслуживания;

— дали определение прогнозируемому обслуживанию, которое является важной частью стратегии развития промышленного предприятия и стратегии эксплуатации промышленного оборудования;

— определили перечень приоритетных производственных систем, для улучшения работы которых необходимо применение новых технологий ИИ.

Материал данной главы позволит вам перейти к дальнейшему изучению вопросов и решению задач создания автоматизированных систем прогнозируемого / предписывающего обслуживания в промышленности.

Глава 3. Базовый подход к созданию автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания в промышленности

Основные положения и результаты исследования, содержащиеся в данной главе, были представлены на XXVII-ой Российской научной конференции «Инжиниринг предприятий и управление знаниями».

Прогнозируемое обслуживание в промышленности — это стратегия проактивного обслуживания, которая использует современные технологии, инструменты и методы анализа данных для обнаружения аномалий в работе оборудования и потенциальных дефектов в производственных процессах. Одним из таких инструментов является автоматизированная система прогнозируемого обслуживания, которая предполагает реализацию, как минимум, следующих базовых функций ^[41]:

— **Мониторинг оборудования в режиме реального времени и сбор данных.** Мониторинг оборудования в режиме реального времени является основой прогнозируемого обслуживания. Он позволяет собирать данные о состоянии оборудования с помощью датчиков и устройств промышленного Интернета вещей, в том числе, использующих технологии периферийного ИИ. Эти данные включают показания: температуры, вибрации, давления, тока и напряжения, акустических сигналов, и многих других.

— **Анализ данных для выявления аномалий и прогнозирование отказов в работе оборудования.** На данном этапе собранные данные систематизируются и анализируются с использованием современных методов ИИ и машинного обучения. Для анализа сложных последовательных данных, таких как временные ряды, которые позволяют выявлять аномалии и закономерности в данных, изменяющихся во времени, и прогнозирования отказов, используются следующие модели и методы:

⁴¹ .Boosting Productivity: The Impact of Predictive Maintenance in Manufacturing. [Электронный ресурс]. praxie.com — URL: <https://praxie.com/predictive-maintenance-in-manufacturing-4/#:~:text=Defining%20Predictive%20Maintenance,Monitoring%20equipment%20in%20real%2Dtime>. (дата обращения: 23.10.2024)

Модель и метод прогнозирования	Достоинства	Недостатки
Регрессионные	Простота моделирования; единообразие подходов анализа и проектирования	Сложность определения функциональной зависимости; трудоемкость нахождения коэффициентов зависимости; сложность моделирования нелинейных процессов
Авторегрессионные	Простота моделирования; единообразие анализа и проектирования	Трудоемкость и ресурсоемкость идентификации моделей
Экспоненциального сглаживания	Простота моделирования; единообразие подходов анализа и проектирования	Недостаточная гибкость; узкая применимость моделей
Нейросетевые	Нелинейность моделей; масштабируемость, высокая адаптивность	Отсутствие прозрачности; сложность выбора архитектуры; жесткие требования к обучающей выборке; сложность алгоритма обучения сети
Модели и методы на базе цепей Маркова	Простота моделирования; единообразие подходов анализа и проектирования	Невозможность моделирования процессов с длинной памятью; узкая применимость моделей
Модели и методы на базе классификационно-регрессионных деревьев	Масштабируемость; быстрота обучения; возможность учитывать категориальные переменные	Неоднозначность алгоритма построения дерева; сложность вопроса останова

Рисунок 10. Сравнительный анализ существующих моделей и методов прогнозирования временных рядов

— **Планирование и выполнение технического обслуживания.** Эти функции являются неотъемлемой частью прогнозируемого обслуживания и включает в себя разработку графиков и расписаний проведения различных видов работ, необходимых для поддержания оборудования в рабочем состоянии. Цель планирования — выполнить работы в оптимальные сроки, чтобы минимизировать затраты времени и ресурсов, а также обеспечить высокую надежность работы оборудования.

На основе анализа данных автоматизированная система прогнозируемого обслуживания формирует рекомендации по техническому обслуживанию, что позволяет:

— Снизить риски непредвиденных отказов. Регулярное проведение технического обслуживания позволяет выявлять и устранять проблемы в работе оборудования до выхода его из строя.

— Оптимизировать графики обслуживания. Проводить работы только тогда, когда это действительно необходимо.

— Увеличить срок службы оборудования. Своевременное обслуживание предотвращает износ и поломки.

— Повысить производительность. Отлаженная работа оборудования, отсутствие непредвиденных остановок и простоев, а также своевременное выполнение работ по техническому обслуживанию приводят к повышению общего уровня производительности предприятия.

— Снизить затраты. Снижение риска отказов, уменьшение затрат на ремонтные работы и минимизация простоев оборудования в результате грамотного планирования технического обслуживания позволяют существенно сэкономить денежные средства предприятия.

Как подчеркивалось в первой главе, важную роль в проектировании и создании автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания играют технологии промышленного Интернета вещей, облачных вычислений, искусственного интеллекта и периферийного ИИ. Эти технологии позволят современным предприятиям перейти от реактивного или превентивного (профилактического) обслуживания к прогнозируемому, а в перспективе и к предписываемому обслуживанию. Также в этом процессе важны и качественные большие данные (англ. Big Data), которые поступают с различных датчиков и «умных» устройств промышленного Интернета вещей в реальном времени, на основании которых строится расширенная аналитика для прогнозирования вероятного отказа оборудования [42, 43, 44].

Еще раз давайте рассмотрим пример реализации условного процесса прогнозируемого обслуживания на промышленных предприятиях:



Рисунок 11. Пример условного процесса организации прогнозируемого обслуживания на основе состояния на промышленном предприятии

⁴² Галкин Д. И., Чесалов А. Ю. Перспективы цифровой трансформации производителей оборудования неразрушающего контроля на примере опыта НИИИИ МНПО «СПЕКТР» // XXIII Всероссийская научно-техническая конференция по неразрушающему контролю и технической диагностике «Умные технологии НК. Единство теории и практики»: сб. тр. Москва, 23 — 25 октября 2023 г. С. 187—170. — М.: Издательский дом «Спектр». — С. 167 — 170.

⁴³ Палух Б. В., Чесалов А. Ю. Методологический подход к цифровой трансформации предприятий отрасли производителей оборудования неразрушающего контроля // «Инжиниринг предприятий и управление знаниями» (ИП&УЗ — 2023): сборник научных трудов XXVI Российской научной конференции. 29 — 30 ноября 2023 г. / под науч. ред. Ю. Ф. Тельнова.- Москва: ФГБОУ ВО «РЭУ им. Г. В. Плеханова». — С. 256 — 260.

⁴⁴ Галкин Д. И., Ефимов А. Г., Чесалов А. Ю. Перспективы создания цифровой инфраструктуры данных в НК // Территория NTD — январь-март — 2024. — С. 62 — 65.

Как мы с вами видим, в современных системах автоматизации роль ИИ высока. Она, прежде всего, заключается в точном прогнозе поломки оборудования и, как следствием этого, существенном сокращении расходов на техническое обслуживание, сокращении расходов на устранение поломок, сокращении времени простоев, увеличении срока службы, и повышении эффективности и роста производства продукции.

Основная задача интеллектуальных модулей, сервисов и алгоритмов автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания (о которых речь пойдет далее) заключается в определении вероятностных характеристик аномальных критических событий или инцидентов, указывающих на приближающийся отказ в работе оборудования, путем мониторинга показателей работы оборудования или производственных линий промышленных предприятий.

С учетом вышесказанного, интеллектуальные автоматизированные системы прогнозируемого / предписывающего обслуживания должны уметь решать следующие задачи:

1. Определять вероятностные характеристики аномальных событий и осуществлять:

— Мониторинг показателей работы оборудования. Постоянный сбор и анализ данных от Edge-ИоТ-устройств и других источников.

— Выявление аномалий. Обнаружение отклонений в работе оборудования, которые могут указывать на приближающийся отказ.

— Оценку вероятности отказа. Прогнозирование вероятности возникновения критических событий на основе анализа данных.

2. Производить описательный анализ (англ. Descriptive Analytics) и находить ответ на вопрос «Что произошло?»

— Анализ исторических данных для понимания текущего состояния оборудования.

— Визуализация данных (графики, диаграммы, отчёты и другие) для наглядного представления информации.

— Выявление закономерностей и трендов в работе оборудования.

3. Производить диагностический анализ (англ. Diagnostic Analytics) и находить ответ на вопрос «Почему это произошло?»:

— Определение причин возникновения аномалий или отказов.

— Анализ факторов, влияющих на работу оборудования (например, износ деталей, перегрузки, внешние и внутренние условия эксплуатации, и другое).

— Поиск первоначальных причин проблем для предотвращения их повторного возникновения.

4. Производить прогностический анализ (англ. Predictive Analytics) и находить ответ на вопрос «Что произойдет?»

— Прогнозирование вероятности отказов на основе анализа текущих и исторических данных.

— Использование моделей машинного обучения для предсказания будущих событий.

— Оценка оставшегося срока службы оборудования.

5. Производить предписывающий анализ (англ. Prescriptive Analytics) и находить ответ на вопрос «Что следует делать?»

— Рекомендации по оптимальным действиям для предотвращения отказов (например, замена деталей, настройка параметров, и другое).

— Разработка планов технического обслуживания на основе прогнозов.

— Оптимизация графика обслуживания для минимизации простоев и затрат.

6. Оказывать помощь в принятии решений (англ. Decision Support) и находить ответ на вопрос «Где и как делать?»

— Предоставление информации о том, какие именно компоненты оборудования требуют внимания.

— Рекомендации по локализации проблем и методам их устранения. Автоматизированные системы прогнозируемого / предписывающего обслуживания предоставляют специалистам по техническому обслуживанию экспертные знания и инструменты, необходимые для принятия своевременных решений и выполнения технических работ, гарантируя бесперебойную и эффективную работу оборудования [45].

7. Осуществлять мониторинг и оповещение, включая:

— Непрерывный мониторинг состояния оборудования. Отслеживание ключевых показателей в режиме реального времени.

— Автоматическое оповещение. Уведомление персонала о потенциальных проблемах или необходимости вмешательства.

— Настройка пороговых значений. Определение критических уровней показателей, при которых требуется реакция.

8. Выполнять оптимизацию процессов обслуживания, которая позволит:

— Снизить затраты на обслуживание. Минимизация расходов за счёт предотвращения катастрофических отказов.

— Увеличить срок службы оборудования. Своевременное обслуживание для предотвращения износа.

— Повысить эффективность производства. Снижение простоев и увеличение доступности оборудования.

9. Реализовывать процессы обучения, переобучения и адаптации

— Постоянное обновление моделей. Совершенствование алгоритмов и дообучение моделей на новых данных для повышения точности прогнозов.

— Адаптация к изменениям. Учёт новых факторов и условий работы оборудования.

10. Обеспечивать безопасность и надёжность

— Предотвращение аварий. Снижение рисков, связанных с отказами оборудования.

— Повышение уровня промышленной безопасности. Обеспечение безопасных условий работы для персонала.

11. Интеграция с другими производственными системами и поддержка бизнес-и технологических процессов

— Обеспечивать обмен данными с системой управления производством (MES), системой управления активами предприятия (EAM), системой планирования ресурсами (ERP), системой управления качеством продукции (QMS), компьютеризированной системой управления техническим обслуживанием (CMMS) и другими отраслевыми производственными системами.

Нужно отметить, что прогнозируемое обслуживание, как «лучшая» стратегия не всегда подходит всем промышленным предприятиям без исключения. Тем не менее, каждая из стратегий прогнозируемого или предписывающего обслуживания имеет ряд преимуществ перед другими стратегиями обслуживания [46].

Сравнение стратегий представлено на Рисунке 12.

⁴⁵ .Using AI in Predictive Maintenance: The Benefits of AI-Assisted Maintenance. [Электронный ресурс].. — URL: <https://traction.com/en/blog/ai-predictive-maintenance> (дата обращения: 23.10.2024)

⁴⁶ .Predictive Maintenance [Электронный ресурс].. — URL: <https://www.gofmx.com/predictive-maintenance/> (дата обращения: 23.10.2024)

Критерии выбора стратегии / Виды стратегий	Профилактическое или Превентивное обслуживание (Preventive maintenance)	Предиктивное обслуживание (Predictive maintenance, PdM)	Предписывающее обслуживание (Prescriptive maintenance)
Рекомендация по выбору стратегии для предприятия	Малое или Среднее	Среднее или Крупное	Среднее или Крупное
Вероятность поломки оборудования	Средняя	Средняя	Низкая
Инвестиции в технологию	Низкие	Средние	Высокие
Сокращение расходов на техническое обслуживание	12-18%	30%	50%
Стоимость прогноза	Первоначально Низкая, но со временем возрастает до Высокой из-за частоты и продолжительности действий	Средняя	Высокая, но для больших предприятий с большой инфраструктурой Средняя или Низкая
Необходимо принять решение	До выхода из строя. По расписанию или показанию счетчиков	До выхода из строя. Когда датчики покажут изменения в работе оборудования	До выхода из строя. Заблаговременно до вероятной поломки
Требование к технологиям	Программное обеспечение + датчики / датчики IIoT	Программное обеспечение + датчики IIoT + Cloud Computing + Cloud AI Services + AI	Компьютеризированная система управления техническим обслуживанием (CMMS) + датчики IIoT + Cloud Computing + AI + Cloud AI Services + Edge AI

Рисунок 12. Сравнение стратегий прогнозируемого обслуживания

С некоторой долей уверенности можно сказать, что на сегодняшний день, наиболее оптимальным подходом к решению производственных проблем (с точки зрения временных и финансовых затрат) является стратегия прогнозируемого обслуживания на основе состояния в реальном времени с применением технологий ИИ и периферийного ИИ (англ. Edge AI). Это в первую очередь связано с тем, что большинство производителей датчиков промышленного Интернета вещей уже сегодня оснащают свои устройства дополнительным интеллектуальным программным и аппаратным обеспечением, по сути, превращая каждый датчик в «умное» устройство.

Применение периферийного искусственного интеллекта подразумевает развертывание алгоритмов и моделей ИИ непосредственно на локальных периферийных устройствах, таких как датчики промышленного Интернета вещей, что обеспечивает быструю обработку и анализ данных в режиме реального времени, избавляя от постоянной зависимости в облачной инфраструктуре и использовании высокоскоростных каналов передачи данных [47, 48].

На Рисунке 13 представлен пример двух архитектур автоматизированных систем прогнозируемого и предписывающего обслуживания (использующую периферийный ИИ).

⁴⁷ .Ideal State of Equipment Maintenance: Technology That Realizes Predictive Maintenance [Электронный ресурс].. — URL: <https://article.murata.com/en-eu/article/technology-to-realize-predictive-maintenance> (дата обращения: 23.10.2024)

⁴⁸ .What is edge AI? [Электронный ресурс].. — URL: <https://www.ibm.com/topics/edge-ai> (дата обращения: 23.10.2024)

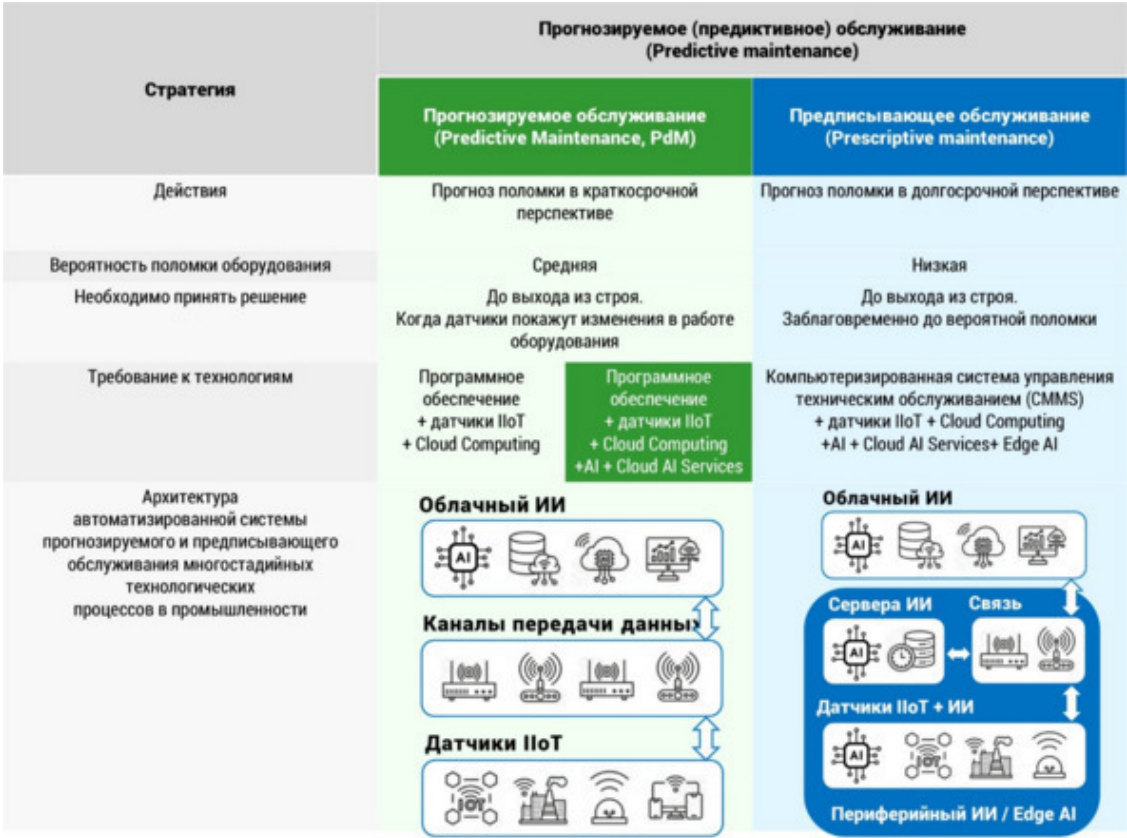


Рисунок 13. Пример архитектур автоматизированных систем прогнозируемого и предписывающего обслуживания

Если речь идет о мониторинге оборудования в реальном времени крупного промышленного или сетевого промышленного предприятия, то технология Edge AI и технологии облачных вычислений для ИИ являются наилучшим выбором при разработке архитектуры и создании автоматизированной системы прогнозируемого или предписывающего обслуживания.

Далее в таблице приведен пример использования автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания в различных отраслях экономики для решения различных прикладных задач [49].

⁴⁹ .Ucar, A.; Karakose, M.; Kırımça, N. Artificial Intelligence for Predictive Maintenance Applications: Key Components, Trustworthiness, and Future Trends. Appl. Sci. 2024, 14, 898. <https://doi.org/10.3390/app14020898> (дата обращения: 23.10.2024)

Отрасль и вид ремонта	Автоматизированные системы прогнозируемого обслуживания используются для	Задача	Методы решения и Алгоритмы
Машиностроение / Машины и оборудование	Прогнозирования состояний и отказов оборудования для сварки на сборочной линии с использованием датчиков на базе Интернета вещей	Классификация	Наивный байесовский классификатор / Цепь Маркова
Металлургия / Изделия из готового металла	Прогнозирования сбоев на основе набора данных	Классификация	Дерево принятия решений / Метод контролируемого машинного обучения
Автомобилестроение / Автономный транспорт	Мониторинга состояния с обнаружением неисправностей, диагностикой и прогнозированием	Классификация	Динамическая байесовская сеть
Машиностроение / Насосные системы	Выявления неисправностей и анализ стоимости жизненного цикла насосных систем	Логистическая регрессия / Классификация	Метод опорных векторов / Метод контролируемого машинного обучения / Скрытая марковская модель
Авиационное / Турбины	Определения вероятности отказа турбинного двигателя самолета на основе датчиков износа	Классификация	Метод неконтролируемого машинного обучения / Методы обучения модели с использованием исторических данных и использования их для прогнозирования оставшегося срока службы / Скрытая марковская модель / Модели сходства, деградации и выживания
Машиностроение / Возобновляемая энергия / Энергия ветра / Турбины	Прогнозирования неисправностей в ветряных турбинах	Кластеризация / Классификация	Алгоритм кластеризации подпространств на основе зависимостей для многомерных числовых наборов данных / Дерево принятия решений / Метод случайного леса / Метод контролируемого машинного обучения

Рисунок 14. Пример использования автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания в различных отраслях экономики

Высокую эффективность в работе современных автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания показали различные варианты совместного применения методов нейронных сетей (например, адаптивных алгоритмов интеллектуального анализа данных на базе нечетких нейросетей) и теории свидетельств Демпстера-Шафера (англ. Dempster-Shafer theory — DST), в части уменьшения уровня неопределенности данных, поступающих от Edge-устройств, и увеличения уровня доверия к выходным данным для принятия решений экспертами [50, 51].

Выделим следующие ключевые организационно-технические мероприятия, которые необходимо реализовать для успешного создания автоматизированной системы прогнозируемого или предписывающего обслуживания:

Этап 1. Создание системы прогнозируемого / предписывающего обслуживания

1. Идентификация критически важных активов

— Определение ключевых активов (производственные линии, оборудование, системы и другое), которые оказывают наибольшее влияние на производственный процесс.

— Проверка наличия источников исторических данных для этих активов (например, данные от датчиков, журналы обслуживания, отчёты о простоях и другое).

⁵⁰ .Энгель Екатерина Александровна, Ковалев Игорь Владимирович Методы и алгоритмы обработки информации нечеткими нейросетями в системах интеллектуальной поддержки принятия решений // Сибирский аэрокосмический журнал. 2007. №4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-i-algoritmy-obrabotki-informatsii-nechetkimi-neyrosetyami-v-sistemah-intellektualnoy-podderzhki-prinyatiya-resheniy> (дата обращения: 20.09.2025).

⁵¹ .Иванов В. К., Палюх Б. В. Демонстратор программной платформы для совместного использования алгоритмов теории свидетельств и нейронных сетей в нечетких системах // Программные продукты и системы / Software & Systems. — 2021. — №4 (34) — С.511—523.

2. Анализ исторических данных

— Сбор и анализ данных, полученных в рамках профилактического и реактивного обслуживания.

— Оценка качества, полноты и структурированности исторических данных.

— Очистка данных, устранение ошибок и заполнение пропусков.

3. Ранжирование активов по приоритетам

— Классификация активов по степени критичности (например, на основе их влияния на производство, стоимости ремонта, частоты отказов).

— Определение приоритетов для разработки плана внедрения прогнозируемого обслуживания.

4. Разработка архитектуры решения

— Создание архитектуры системы, включая:

— Источники данных (периферийные датчики промышленного Интернета вещей, производственные системы, и другие).

— Компоненты для сбора, хранения и обработки данных.

— Модули для анализа данных и прогнозирования.

— Интерфейсы для интеграции с существующими автоматизированными и информационными системами предприятия.

— Определение требований к масштабируемости, безопасности и производительности.

5. Подготовка стека технологических решений

— Выбор технологий и инструментов для реализации системы, включая:

— Технологии сбора данных.

— Платформы для хранения и обработки данных (облачные или локальные решения).

— Алгоритмы машинного обучения для прогнозирования (регрессия, классификация, временные ряды).

— Инструменты визуализации данных.

— Определение перечня предиктивных алгоритмов.

6. Определение базового программного и аппаратно-программного обеспечения

— Выбор программного обеспечения.

— Определение необходимого аппаратного обеспечения (серверы, устройства хранения данных, шлюзы, датчики и другое).

— Оценка необходимости интеграции с существующими системами предприятия.

Этап 2. Запуск и эксплуатации системы

1. Подготовка инфраструктуры

— Организация необходимой инфраструктуры (серверы, сети, системы хранения данных).

— Установка и настройка оборудования.

2. Установка и интеграция оборудования и информационных систем

— Настройка каналов передачи данных.

— Конфигурация серверов и систем хранения данных.

— Подключение датчиков к системе сбора и анализа данных.

— Настройка программного обеспечения и алгоритмов работы.

3. Сбор актуальных данных

— Запуск системы сбора данных в реальном времени.

— Мониторинг качества и полноты собираемых данных.

4. Построение моделей прогнозирования

— Анализ данных для выявления закономерностей и аномалий.

- Разработка и обучение моделей машинного обучения для прогнозирования отказов.
- Тестирование моделей на исторических и актуальных данных.

5. Отслеживание изменений для определения вероятности отказа

- Реализация механизмов мониторинга состояния оборудования в реальном времени.
- Настройка системы оповещений о потенциальных отказах.

6. Настройка действий при срабатывании оповещений

- Разработка сценариев реагирования на оповещения (например, уведомление инженеров, автоматическое отключение оборудования и другие).
- Интеграция с системами управления производством.

7. Составление плана реагирования

- Разработка плана действий при возникновении предупреждений о возможных отказах.
- Определение ответственных лиц и процедур для оперативного реагирования.

8. Составление точного плана технического обслуживания

- Создание графика обслуживания на основе прогнозов системы.
- Оптимизация плана для минимизации простоев и затрат.

9. Доработка автоматизированной системы

- Анализ результатов тестирования и выявление недостатков.
- Внесение изменений в архитектуру, алгоритмы и процессы работы системы.
- Повторное обучение моделей и разработка алгоритмов автоматического переобучения.

10. Передача системы в промышленную эксплуатацию

- Официальный запуск системы в эксплуатацию.
- Обучение персонала работе с системой.
- Организация технической поддержки и обслуживания.

Этап 3. Поддержка и развитие системы

1. Непрерывный мониторинг и анализ данных

- Организация непрерывного мониторинга работы системы для своевременного выявления и устранения проблем.
- Сбор и анализ данных для оценки эффективности системы.
- Регулярное обновление моделей машинного обучения на основе новых данных.
- Обеспечение технической поддержки и обслуживания системы.

2. Оптимизация процессов

- Постоянное улучшение алгоритмов и процессов работы системы.
- Внедрение новых технологий и методов анализа данных.

3. Оценка экономической эффективности

- Проведение анализа финансовых показателей. Например, ROI (англ. Return On Investment, возврат инвестиций) для оценки экономической эффективности работы системы.
- Сравнение показателей до и после внедрения (например, снижение времени простоев, сокращение затрат на ремонт и другие).

4. Обучение и развитие персонала

- Регулярное обучение сотрудников работе с системой.
- Развитие компетенций в области анализа данных и машинного обучения.

5. Масштабирование системы

- Постепенное расширение системы на другие активы и производственные линии после успешного завершения пилотного проекта.

— Оптимизация процессов и интеграция с другими системами предприятия.

Разработка, внедрение и использование автоматизированных систем прогнозируемого / предписывающего обслуживания в промышленности имеет ряд следующих преимуществ для предприятий, которые их еще не использовали [⁵²]:

— **Повышение эффективности обслуживания**

— Оптимизация процессов технического обслуживания за счёт перехода от реактивного и профилактического подхода к прогнозируемому.

— Своевременное выявление потенциальных отказов и планирование работ на основе данных.

— **Сокращение расходов на техническое обслуживание**

— Снижение затрат на ремонт и обслуживание оборудования на 25—30% за счёт предотвращения катастрофических отказов и оптимизации графика обслуживания.

— Уменьшение затрат на запасные части и материалы благодаря точному прогнозированию потребностей.

— **Устранение поломок**

— Предотвращение 70—75% потенциальных поломок оборудования за счёт раннего выявления аномалий и своевременного вмешательства.

— Снижение частоты аварийных ситуаций и связанных с ними затрат.

— **Сокращение времени простоя**

— Уменьшение времени простоя оборудования на 35—45% благодаря оперативному реагированию на предупреждения о возможных отказах.

— Повышение общей доступности оборудования и стабильности производственного процесса.

— **Рост производства**

— Увеличение объёмов производства на 20—25% за счёт снижения простоев и повышения эффективности использования оборудования.

— Оптимизация производственных процессов и улучшение планирования.

— **Повышение уровня промышленной безопасности**

— Снижение рисков аварий и несчастных случаев благодаря раннему выявлению потенциально опасных ситуаций.

— Улучшение контроля за состоянием оборудования и соблюдением нормативов безопасности.

— **Интеграция с системами управления техническим обслуживанием**

— Упрощение процессов планирования и управления техническим обслуживанием за счёт интеграции с CMMS (англ. Computerized Maintenance Management System, CMMS).

— Автоматизация рутинных задач, таких как составление графиков обслуживания и учёт выполненных работ.

— **Улучшение качества продукции**

— Снижение вероятности выпуска бракованной продукции за счёт поддержания оборудования в оптимальном состоянии.

— Повышение стабильности технологических процессов.

— **Экономия ресурсов**

— Оптимизация использования энергоресурсов и сырья за счёт поддержания оборудования в эффективном рабочем состоянии.

⁵² .O&M Best Practices Guide, Release 3.0 [Электронный ресурс]. 2025 — URL: https://www1.eere.energy.gov/femp/pdfs/OM_5.pdf (дата обращения: 06.09.2025)

- Снижение экологического воздействия благодаря уменьшению количества отходов и выбросов.

- **Аналитика и прогнозирование**

- Возможность анализа больших объёмов данных для выявления скрытых закономерностей и улучшения процессов.

- Использование прогнозов для стратегического планирования и принятия решений.

- **Гибкость и масштабируемость**

- Возможность адаптации системы под различные типы оборудования и производственные процессы.

- Масштабируемость решения для применения на новых участках и предприятиях.

- **Снижение зависимости от человеческого фактора**

- Автоматизация процессов сбора и анализа данных, что снижает вероятность ошибок, связанных с человеческим фактором.

- Повышение точности прогнозов за счёт использования алгоритмов машинного обучения.

- **Улучшение управляемости процессами**

- Получение актуальной информации о состоянии оборудования в режиме реального времени.

- Возможность оперативного принятия решений на основе данных.

- **Поддержка цифровой трансформации**

- Внедрение систем прогнозируемого обслуживания, как часть стратегии цифровой трансформации предприятия.

- Переход к Индустрии 4.0 за счёт использования промышленного Интернета вещей, периферийного ИИ, больших данных и искусственного интеллекта.

- **Долгосрочная выгода**

- Увеличение срока службы оборудования за счёт своевременного обслуживания и предотвращения износа.

- Повышение конкурентоспособности предприятия за счёт внедрения передовых технологий.

Эти преимущества делают автоматизированные системы прогнозируемого / предписывающего обслуживания важным инструментом для повышения эффективности, безопасности и конкурентоспособности промышленных предприятий различных отраслей экономики.

Как мы с вами видим, будущее промышленности неразрывно связано с развитием новых информационных технологий. Эти технологии станут основой для создания автоматизированных систем прогнозируемого / предписывающего обслуживания, которые кардинально изменят подходы к управлению производственными процессами. Уже в ближайшие годы мы увидим, как искусственный интеллект превратит промышленные предприятия в умные, автономные и устойчивые системы, способные работать с максимальной эффективностью и минимальными затратами.

Компании, которые сегодня инвестируют в ИИ, получают значительное конкурентное преимущество в эпоху глобальной цифровой трансформации и экономики данных.

Глава 4. Концептуальная архитектура автоматизированной системы прогнозируемого обслуживания с использованием перспективных технологий ИИ

Основные положения и результаты исследования, содержащиеся в данной главе, были представлены на XIV Международной научно-практической конференции «Абалкинские чтения» и Международной научно-практической конференции «Актуальные проблемы науки и образования в условиях современных вызовов».

Современные промышленные предприятия сталкиваются с необходимостью перехода от традиционных стратегий обслуживания (реактивных и профилактических) к прогнозируемым и предписывающим, что обусловлено следующими ключевыми причинами и факторами:

— **Экономические**

— Снижение затрат на обслуживание. Традиционное профилактическое обслуживание часто приводит к избыточным затратам из-за замены компонентов до их реального износа. Системы прогнозируемого / предписывающего обслуживания (далее, системы PdM) позволяют существенно сократить расходы, прогнозируя отказы с высокой точностью до 98 — 99%.

— Минимизация простоев. Незапланированные остановки производства обходятся предприятиям в миллионы долларов ежегодно. PdM позволяет предотвращать до 75% аварийных ситуаций, снижая время простоев.

— Оптимизация ресурсов. Прогнозируемое обслуживание не только предсказывает отказы, но и рекомендует оптимальные действия (например, замену того или иного узла или детали в определенное время), что снижает затраты на персонал и запасные части.

— **Технологические**

— Развитие промышленного Интернета вещей и периферийных вычислений. Массовое внедрение «умных» датчиков (вибрации, температуры, акустики и других) обеспечивает поток данных в реальном времени для анализа на основе применения технологий периферийного ИИ. Периферийные вычисления (англ. Edge Computing) ускоряют принятие решений и снижают зависимость от облачных инфраструктур.

— Прогресс в развитии технологий искусственного интеллекта. Глубокое обучение и гибридные модели (цифровые двойники и физические уравнения) повысили точность прогнозирования оставшегося срока службы оборудования — RUL (англ. Remaining Useful Life) [53].

— **Операционные**

— Рост сложности используемого оборудования. Современные станки с ЧПУ, роботизированные линии, промышленные установки и оборудование требуют прогнозной аналитики для управления тысячами взаимосвязанных компонентов, работающих в рамках цифровых промышленных экосистем.

— Необходимость в персональном подходе решения производственных задач. Необходимо адаптировать модели ИИ под конкретные условия эксплуатации с учетом множества внутренних и внешних факторов эксплуатации промышленного оборудования (например, применение MMN-алгоритмов, о которых речь пойдет в следующей главе).

⁵³ .Fuhui Wu, Qingbo Wu, Yusong Tan, Xinghua Xu. Remaining Useful Life Prediction Based on Deep Learning: A Survey. [Электронный ресурс]. www.mdpi.com — URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/24/11/3454> (дата обращения: 02.04.2025)

— Ускорение производственных циклов. В условиях непрерывного производства не позволить не только временные простои, но и не оптимизированное по времени выполнение задач технического обслуживания. Необходимо, чтобы PdM умела синхронизировать обслуживание с графиком выпуска продукции.

— **Рыночные**

— Конкуренция и регуляторные требования. Стандарты ISO 55000 (управление активами) и нормы по контролю окружающей среды требуют прозрачности в эксплуатации ресурсов. PdM способна обеспечить соответствие нормативным требованиям через аудит данных и прогнозы по техническому обслуживанию [54].

— Снижение углеродного следа за счет реализации технологических и технических улучшений на производстве.

— Риски цепочки поставок. Пандемии и геополитика выявили уязвимость глобальных логистических цепочек. PdM помогает планировать запасы критически важных деталей и запасных частей для промышленного оборудования.

С целью повышения эффективности работы автоматизированных систем прогнозируемого обслуживания на основе технологий ИИ необходима разработка специализированных архитектур, которые бы учитывали следующие аспекты при их проектировании и создании:

— **Гибридная обработка данных**

— Мультимодальность данных. Поддержка разнородных данных (вибрация, температура, аудиосигналы, журналы событий, метаданные оборудования) и их синхронизация.

— Балансировка нагрузки на Edge-Cloud. Локальная предобработка на «умных» датчиках и устройствах (фильтрация шумов, сжатие) совместно с облачным анализом для сложных моделей.

— Работа в реальном времени. Архитектура должна обрабатывать потоковые данные с минимально возможной задержкой.

— **Адаптивные модели машинного обучения**

— Модели для временных рядов. Применение LSTM (англ. Long Short-Term Memory, «долгая краткосрочная память»), Transformers и методов определения размеров «скользящего окна» (rolling windows) для прогнозирования оставшегося срока полезного использования оборудования — RUL (англ. Remaining Useful Life, RUL).

— Интерпретируемость. Интеграция методов объяснимого ИИ SHAP (англ. SHapley Additive exPlanations) и LIME (англ. Local Interpretable Model-agnostic Explanations) для повышения доверия инженеров к получаемым результатам работы автоматизированной системы с ИИ [55, 56, 57].

— Онлайн-обучение. Необходимо разрабатывать механизмы адаптации моделей к «дрейфу концепта» (англ. concept drift) и изменениям условий эксплуатации (например, обновление весов нейросетей каждые 24 часа) [58, 59]. Например, может использоваться гибридная

⁵⁴ .Козлова А. И., Ляндау Ю. В. Esg-стандарты для управления устойчивым развитием компании. [Электронный ресурс]. cyberleninka.ru — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/esg-standarty-dlya-upravleniya-ustoychivym-razvitiem-kompanii> (дата обращения: 02.04.2025)

⁵⁵ .LIME и SHAP. [Электронный ресурс]. habr.com — URL: <https://habr.com/ru/companies/otus/articles/779430/> (дата обращения: 02.04.2025)

⁵⁶ .Marco Tulio Ribeiro, Sameer Singh, Carlos Guestrin. «Why Should I Trust You?»: Explaining the Predictions of Any Classifier. [Электронный ресурс]. arxiv.org — URL: <https://arxiv.org/abs/1602.04938> (дата обращения: 02.04.2025)

⁵⁷ .Scott Lundberg, Su-In Lee. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions [Электронный ресурс]. arxiv.org — URL: <https://arxiv.org/abs/1705.07874> (дата обращения: 02.04.2025)

⁵⁸ .Шелухин Олег Иванович, Барков Вячеслав Валерьевич, Симонян Айрапет Генрикович. Обнаружение дрейфа концепта при классификации мобильных приложений с использованием автокодировщиков // Научные исследования Земли. 2023. №3. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/obnaruzhenie-dreyfa-kontsepta-pri-klassifikatsii-mobilnykh-priklonenii-s-ispolzovaniem-avtokodirovshikov>

архитектура с цифровым двойником, где физическая модель корректирует прогнозы модели ИИ.

- **Интеграция с промышленными системами**

- Поддержка промышленных протоколов.

- Реализация «API-first» подхода (все лучшее от «code first» и «design first»). Например, реализация REST/gRPC-интерфейсов для передачи прогнозных данных в MES/ERP-системы [60, 61, 62].

- Кибербезопасность. Шифрование данных, аутентификация устройств и защита моделей от состязательных атак (англ. Adversarial attacks) [63].

- **Масштабируемость и отказоустойчивость**

- Распределенные вычисления. Например, может использоваться поддержка платформы Kubernetes для управления нагрузкой и сервисами.

- Резервирование. Автоматический переход на резервные вычислительные узлы при сбоях связи с основным облаком.

- Горизонтальное масштабирование. Возможность добавлять новые датчики и линии без перепроектирования архитектуры. Например, архитектура на базе AWS IoT Greengrass для распределенных PdM-систем.

- **Управление жизненным циклом моделей (MLOps)**

- Автоматизация пайплайнов. Например, могут быть использованы инструменты MLflow или Kubeflow для поддержки версий данных, моделей и экспериментов.

- Мониторинг дрейфа данных концепта. Например, могут быть использованы алгоритмы детектирования аномалий для своевременного переобучения моделей.

- А/В-тестирование. Постепенное внедрение новых моделей с параллельной работой старых версий. Например, внедрение PdM-системы на заводе с еженедельным обновлением моделей через Azure Machine Learning.

- **Энергоэффективность и стоимость**

- Оптимизация ресурсов. Квантование моделей для уменьшения потребности в вычислительных мощностях.

- Баланс точности и затрат на вычисления. Например, использование моделей с разной сложностью. Например, LightGBM для простых случаев и CNN — для сложных.

- **Пользовательские интерфейсы и аналитика**

- Панели визуализации. Интеграция с аналитическими системами для отображения прогнозов, метрик здоровья оборудования и рекомендаций.

- Предписывающая аналитика. Система должна не только прогнозировать отказы, но и предлагать оптимальные действия.

mobilnyh-prilozhenii-s-ispolzovaniem-avtokodirovshikov (дата обращения: 02.04.2025).

⁵⁹ .Шелухин Олег Иванович, Ванюшина Анна Вячеславовна. Сравнительный анализ методов обнаружения нежелательных сетевых приложений в потоковом режиме для обеспечения информационной безопасности // Научные исследования Земли. 2023. №5. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnitelnyy-analiz-metodov-obnaruzheniya-nezhelatelnyh-setevykh-prilozheniy-v-potokovom-rezhime-dlya-obespecheniya-informatsionnoy> (дата обращения: 02.04.2025).

⁶⁰ .API FIRST — что это поменяло [Электронный ресурс]. habr.com — URL: <https://habr.com/ru/companies/T1Holding/articles/730404/> (дата обращения: 02.04.2025)

⁶¹ .Евгения Сафонова. Кто первый? Code first и Design first подходы в разработке сайтов. [Электронный ресурс]. www.vipro.ru — URL: <https://www.vipro.ru/articles/who-is-first/> (дата обращения: 02.04.2025)

⁶² .gRPC vs REST, что выбрать для нового сервера? [Электронный ресурс]. — URL: <https://habr.com/ru/articles/565020/> (дата обращения: 02.04.2025)

⁶³ .Тищенко Дмитрий Александрович, Приходько Татьяна Александровна. Алгоритм защиты от состязательных атак в языковых моделях // International Journal of Open Information Technologies. 2024. №10. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/algoritim-zaschity-ot-sostyazatelnyh-atak-v-yazykovykh-modelyah> (дата обращения: 02.04.2025).

С учетом вышесказанного, предлагается следующая концептуальная архитектура автоматизированной системы прогнозируемого обслуживания, в которой применяются технологии ИИ на разных логических уровнях и в различных подсистемах, сочетающие принципы, основанные на управлении данными (англ. data-driven) и физические принципы работы устройств промышленного интернета вещей и промышленного оборудования [64].

На Рисунке 15 ниже представлена концептуальная архитектура, которая включает пять базовых уровней автоматизации.



Рисунок 15. Основные уровни автоматизированной системы прогнозируемого / предписывающего обслуживания

Рассмотрим подробнее каждый из уровней автоматизированной системы.

— Уровень 1. Уровень сбора данных / сенсорный уровень

Сенсорный уровень является фундаментальным компонентом архитектуры ИИ-решений для прогнозируемого обслуживания, обеспечивающим сбор первичных данных о состоянии оборудования.

Этот уровень выполняет следующие ключевые функции:

- Непрерывный мониторинг критических параметров оборудования.
- Преобразование физических величин в цифровые сигналы.
- Первичная фильтрация и предварительная обработка данных.
- Передача информации на последующие уровни системы.

⁶⁴ .Что такое data-driven-подход и как он работает в компаниях: рассказываем на примерах. [Электронный ресурс]. skillbox.ru — URL: <https://skillbox.ru/media/management/chto-takoe-datadrivenpodkhod-i-kak-on-rabotaet-v-kompaniyakh-rasskazyvaem-na-primerakh/> (дата обращения: 02.04.2025)

Эффективность функционирования системы PdM на 60—70% определяется корректностью работы сенсорного уровня, что требует тщательного подбора датчиков и технологий передачи данных.



Рисунок 16. Уровень сбора данных автоматизированной системы прогнозируемого или предписывающего обслуживания

К перспективным технологиям уровня сбора данных относят следующие:

— **Нейроморфные процессоры** — это специализированные вычислительные архитектуры, имитирующие структуру и функции биологических нейронных сетей. Их проектирование и разработка основывается на базовых принципах работы человеческого мозга:

— Спайковая (импульсная) передача данных. Информация кодируется временными паттернами электрических импульсов (спайков), а не непрерывными сигналами.

— Параллелизм и асинхронность. Обработка данных происходит распределенно, без тактовой синхронизации.

— Пластичность синапсов. «Синаптические» связи между нейронами адаптируются в процессе обучения, что позволяет системам само-оптимизироваться.

Основной принцип работы нейроморфных процессоров в промышленных системах:

— Обработка в реальном времени. Нейроморфные процессоры анализируют потоки данных с датчиков (вибрация, температура, изображения) без задержек. Например, обнаружение аномалий в работе станка происходит за микросекунды.

— Адаптивное обучение. Системы перестраивают «синаптические» веса на лету, адаптируясь к изменениям в оборудовании (износ, новые режимы работы).

— Энергоэффективность. За счет спайковой передачи данных и отсутствия тактовой частоты потребление энергии снижается в 100—1000 раз по сравнению с GPU/CPU. Это критично для автономных датчиков и роботов.

Перспективы развития применения технологий нейроморфных процессоров:

— Гибридные системы. Совместное использование нейроморфных процессоров и квантовых вычислений для сложной оптимизации процессов.

— Нейроморфные датчики. Встроенные чипы в IoT-устройствах, способные к локальному принятию решений (например, Siemens и Bosch уже тестируют такие решения). Например, компания Siemens использует нейроморфные чипы Intel Loihi в системах управления энергосетями. Чипы в режиме реального времени балансируют нагрузку, прогнозируют пики потребления и предотвращают аварии, обрабатывая данные с тысяч датчиков.

Конец ознакомительного фрагмента.

Текст предоставлен ООО «Литрес».

Прочитайте эту книгу целиком, [купив полную легальную версию](#) на Литрес.

Безопасно оплатить книгу можно банковской картой Visa, MasterCard, Maestro, со счета мобильного телефона, с платежного терминала, в салоне МТС или Связной, через PayPal, WebMoney, Яндекс.Деньги, QIWI Кошелек, бонусными картами или другим удобным Вам способом.