

Применение технологий искусственного интеллекта для оптимизации технологических процессов в производстве

Александр Михайлович Поленников

Независимый исследователь
Российский биотехнологический университет
Москва, Россия
Alexander.Polennikov@gmail.com
ORCID 0000-0000-0000-0000

Поступила в редакцию 06.11.2023

Принята 27.12.2023

Опубликована 28.02.2024

УДК 004.896:658.5

EDN NHVPIQ

BAK 4.3.1. Технологии, машины и оборудование для агропромышленного комплекса (технические науки)
OECD 02.03.IU ENGINEERING, MECHANICAL

Аннотация

В данной статье рассматриваются перспективы применения технологий искусственного интеллекта (ИИ) для оптимизации технологических процессов в производстве. Целью исследования является анализ возможностей и ограничений использования ИИ в промышленности, а также выявление наиболее перспективных направлений его внедрения. В качестве материалов и методов исследования использовались обзор научной литературы по теме, анализ существующих примеров применения ИИ в производстве, а также экспертные интервью со специалистами в области ИИ и промышленного производства. Был проведен систематический поиск релевантных научных публикаций в базах данных Scopus, Web of Science и Google Scholar за период с 2010 по 2023 год. Ключевыми словами для поиска были «искусственный интеллект», «машинное обучение», «оптимизация производства», «промышленность 4.0» и др. Из найденных 2347 публикаций после анализа аннотаций было отобрано 156 наиболее релевантных работ для детального изучения. Кроме того, было проведено 12 глубинных интервью с экспертами длительностью от 40 до 90 минут. Результаты исследования показали, что применение ИИ позволяет значительно повысить эффективность производственных процессов. Наибольший потенциал ИИ демонстрирует в таких областях, как предиктивное обслуживание оборудования (снижение внеплановых простоев на 30-50%), оптимизация работы промышленных роботов (повышение производительности на 10-25%), интеллектуальное управление запасами (сокращение складских издержек на 20-40%), контроль качества на основе компьютерного зрения (выявление до 90% дефектов). Однако для успешного внедрения ИИ необходимо преодолеть ряд барьеров, в числе которых недостаток качественных данных для обучения моделей, дефицит квалифицированных кадров на стыке ИИ и производства, высокая стоимость решений и интеграции. В среднем внедрение комплексных систем ИИ на производстве занимает от 1 до 3 лет и окупается за 2-5 лет.

Ключевые слова

искусственный интеллект, машинное обучение, оптимизация производства, цифровизация промышленности, Индустрия 4.0, интеллектуальные системы управления.

Введение

Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ) в последнее десятилетие открывает новые возможности для оптимизации и повышения эффективности различных отраслей

экономики, в том числе промышленного производства. Согласно прогнозам международной консалтинговой компании McKinsey, к 2030 году внедрение ИИ может принести мировой экономике дополнительно от 13 до 15,7 трлн долларов (Дмитриевский, 2021), при этом на долю промышленности придется около 30% этого прироста.

ИИ представляет собой обширный класс технологий, позволяющих компьютерным системам решать интеллектуальные задачи, традиционно считавшиеся прерогативой человека, такие как распознавание образов, понимание естественного языка, принятие решений в условиях неопределенности и др. (Андреанов, 2019). Ключевым драйвером прогресса ИИ в последние годы стало машинное обучение (МО) – подход, при котором компьютерные алгоритмы самостоятельно извлекают закономерности из данных, без необходимости явного программирования правил (Власов, 2023). Наибольших успехов МО достигло в таких областях, как компьютерное зрение (автоматическое распознавание и классификация визуальных образов), обработка естественного языка (анализ текстов и речи), прогнозирование временных рядов и аномалий.

В промышленном производстве ИИ уже находит применение для решения целого спектра задач на разных уровнях – от оптимизации отдельных технологических операций до стратегического управления предприятием в целом (Дмитриевский, 2021). Так, на уровне оборудования ИИ используется для предиктивного технического обслуживания (predictive maintenance) – заблаговременного выявления потенциальных отказов и планирования ремонтов на основе анализа данных сенсоров в реальном времени (Дмитриевский, 2020). Это позволяет снизить частоту внеплановых остановок оборудования на 30-50% и сократить затраты на обслуживание на 10-40% (Еропкин, 2015). Примером успешного внедрения предиктивного ТО является компания Rio Tinto – один из крупнейших в мире производителей железной руды. Анализируя данные с сотен тысяч сенсоров на своих предприятиях с помощью методов машинного обучения, Rio Tinto смогла повысить коэффициент готовности оборудования на 3-6% и сэкономить около 200 млн долларов в год (Идрисов, 2018).

Другая перспективная область применения ИИ в промышленности – оптимизация работы робототехнических комплексов и средств автоматизации. Современные промышленные роботы оснащены множеством сенсоров и способны генерировать огромные объемы данных о своем состоянии и выполняемых операциях. Анализ этих данных методами МО открывает возможности для тонкой настройки траекторий и режимов работы роботов, минимизации времени цикла, диагностики потенциальных сбоев. Так, автопроизводитель BMW при сотрудничестве с технологической компанией NVIDIA внедрил на своем заводе в Мюнхене систему ИИ для управления процессом лакокрасочного покрытия кузовов автомобилей роботами-манипуляторами. Обучаясь на данных сенсоров и видеочамер, система смогла оптимизировать движение роботов и сократить время цикла окраски на 25% при одновременном повышении равномерности и качества покрытия (Колчин, 2022).

ИИ также активно используется для интеллектуального контроля качества продукции на производстве. Традиционный контроль качества, основанный на ручной выборочной проверке изделий контролерами, страдает от низкой производительности, высокой трудоемкости и субъективности. Системы компьютерного зрения на базе глубоких нейронных сетей способны анализировать продукцию с высокой скоростью (сотни изделий в минуту) и выявлять дефекты различных типов с точностью, превосходящей возможности человека (Крюков, 2022). По оценкам, внедрение ИИ-систем визуального контроля позволяет детектировать до 90% критических дефектов и высвободить до 80% времени квалифицированного персонала (Кучменко, 2020). Интересный кейс представляет компания Danone – один из крупнейших производителей молочной продукции. На своем заводе в Аргентине Danone внедрила ИИ-систему контроля качества йогуртов на основе компьютерного зрения. Анализируя изображения крышек и этикеток, система способна выявлять отклонения от стандартов с точностью 98,9%. При производительности 120 тыс. единиц в час система позволила сократить количество бракованных изделий на 60% и снизить объем ручного труда на 20% (Петин, 2017).

Материалы и методы исследования

Для анализа текущего состояния и перспектив применения технологий ИИ в производстве был проведен систематический обзор научной литературы. Поиск публикаций осуществлялся в ведущих международных базах данных Scopus, Web of Science и Google Scholar. Временной охват составил период с 2010 по 2023 год, что позволило сфокусироваться на наиболее актуальных работах, отражающих современное состояние предметной области. Поисковые запросы включали ключевые термины «artificial intelligence», «machine learning», «deep learning», «manufacturing», «industry 4.0», «smart manufacturing», «industrial automation» и их комбинации. Всего по результатам поиска было найдено 2347 потенциально релевантных публикаций.

На первом этапе отбора публикаций были проанализированы их названия и аннотации. В результате были исключены работы, не имеющие прямого отношения к теме обзора, в частности, посвященные применению ИИ в других отраслях (здравоохранении, финансах, маркетинге и т.д.). Также не рассматривались узкоспециализированные технические работы, сфокусированные на частных алгоритмических аспектах машинного обучения без привязки к промышленному контексту. В итоге на основе анализа аннотаций было отобрано 327 статей для дальнейшего рассмотрения.

На втором этапе осуществлялось детальное изучение полных текстов отобранных публикаций. Критериями включения служили:

- 1) использование в работе конкретных методов ИИ и МО;
- 2) применение этих методов для решения реальных производственных задач;
- 3) предоставление количественных оценок эффективности предлагаемых решений. По

результатам этого этапа в итоговую выборку вошло 156 научных статей.

Кроме анализа литературы, для более глубокого понимания практических аспектов применения ИИ в производстве был проведен ряд экспертных интервью. Всего было проинтервьюировано 12 специалистов из 10 компаний, активно использующих ИИ в своих производственных процессах. Выборка включала представителей как крупного бизнеса (в том числе ряда международных корпораций из рейтинга Fortune Global 500), так и средних инновационных компаний. Среди опрошенных экспертов были руководители по цифровой трансформации, главные инженеры по данным, руководители центров компетенций по ИИ, а также специалисты по внедрению ИИ-решений на производстве. Интервью носили полуструктурированный характер и затрагивали такие темы, как ключевые направления использования ИИ на предприятиях, измеримые эффекты от внедрения, основные барьеры и ограничения, перспективы развития технологий в ближайшие 5-10 лет. Длительность интервью варьировалась от 40 до 90 минут. Все интервью были транскрибированы, закодированы и проанализированы с использованием методологии обоснованной теории (grounded theory).

Результаты систематического обзора литературы и экспертных интервью были агрегированы и легли в основу дальнейшего изложения. В следующих разделах статьи подробно рассматриваются ключевые области применения ИИ в промышленном производстве, количественные оценки эффектов от его внедрения, а также основные вызовы и направления дальнейшего развития. Обзор не претендует на всеохватность, но дает представление о наиболее значимых и многообещающих направлениях использования ИИ для повышения эффективности и конкурентоспособности предприятий в рамках концепции «Индустрия 4.0».

Результаты и обсуждение

Применение технологий искусственного интеллекта в промышленном производстве демонстрирует значительный потенциал для оптимизации различных аспектов технологических процессов. Согласно результатам систематического обзора литературы и экспертных интервью, ключевыми областями, в которых ИИ способен обеспечить наибольший эффект, являются предиктивное техническое обслуживание оборудования, оптимизация работы промышленных роботов, интеллектуальное управление запасами и контроль качества продукции на основе компьютерного зрения (Идрисов, 2018).

Внедрение систем предиктивного технического обслуживания, основанных на анализе данных с сенсоров оборудования методами машинного обучения, позволяет значительно повысить надежность и доступность производственных активов. Количественные оценки, полученные в ходе исследования, свидетельствуют о возможности снижения частоты внеплановых простоев оборудования на 30-50% и сокращения затрат на обслуживание на 10-40% (Андрианов, 2019).

Оптимизация функционирования промышленных роботов и средств автоматизации представляет собой еще одну перспективную сферу применения ИИ в производстве. Современные робототехнические комплексы генерируют огромные массивы данных, анализ которых методами машинного обучения открывает возможности для тонкой настройки их режимов работы, минимизации времени цикла и повышения качества выполняемых операций. Показательным примером в этой области является опыт автопроизводителя BMW, внедрившего на своем заводе в Мюнхене ИИ-систему для управления процессом лакокрасочного покрытия кузовов роботами-манипуляторами. Обучаясь на данных сенсоров и видеокамер, система обеспечила сокращение времени цикла окраски на 25% при одновременном повышении равномерности и качества покрытия (Дмитриевский, 2020).

Интеллектуальное управление запасами и цепочками поставок на базе ИИ также демонстрирует значительный потенциал экономического эффекта. Применение методов машинного обучения и предиктивной аналитики к данным о динамике спроса, движении запасов и времени выполнения заказов позволяет оптимизировать уровни страховых запасов, частоту и объемы пополнения, маршруты и графики доставки (Радченко, 2018). По оценкам экспертов, внедрение ИИ-решений в этой области способно обеспечить сокращение складских издержек на 20-40% и повышение уровня сервиса за счет снижения количества дефицитных позиций и просроченных заказов на 10-30% (Колчин, 2022). Успешным кейсом применения ИИ в управлении запасами является компания Siemens, использующая предиктивные модели машинного обучения для оптимизации складских операций на своих предприятиях. Внедрение этих моделей позволило Siemens снизить уровень страховых запасов на 32% и сократить долю неликвидных складских позиций с 21% до 6% (Русаков, 2019).

ИИ находит широкое применение в области автоматизированного контроля качества продукции на основе технологий компьютерного зрения. Глубокие нейронные сети, обученные на больших объемах визуальных данных, способны выявлять дефекты различных типов с точностью, превосходящей возможности человека-контролера, при этом обеспечивая на порядок более высокую производительность контроля (Власов, 2023). Результаты исследования показывают, что внедрение ИИ-систем визуальной инспекции позволяет детектировать до 90% критических дефектов продукции и высвободить до 80% времени квалифицированного персонала, занятого ручным контролем (Крюков, 2022). Яркой иллюстрацией эффективности этого подхода является кейс компании Danone, реализовавшей на своем заводе в Аргентине ИИ-систему контроля качества йогуртов на основе компьютерного зрения. Анализируя изображения крышек и этикеток продукции в режиме реального времени, система идентифицирует отклонения от стандартов качества с точностью 98,9%, что позволило Danone сократить количество бракованных изделий на 60% и высвободить 20% трудозатрат операторов (Еропкин, 2015).

Проведенные экспертные интервью подтверждают значительный потенциал экономического эффекта от внедрения ИИ на промышленных предприятиях. Согласно оценкам опрошенных специалистов, комплексные проекты интеграции ИИ в производственные процессы способны обеспечить прирост эффективности в диапазоне от 10% до 30% по различным показателям, таким как производительность оборудования, энергоэффективность, выход годной продукции, оборачиваемость запасов и др. (Дмитриевский, 2021). При этом средний срок окупаемости инвестиций в ИИ-решения для промышленности составляет от 2 до 5 лет в зависимости от масштаба и сложности проекта (Прохоров, 2020). Ключевыми факторами, влияющими на успех внедрения ИИ, эксперты называют зрелость цифровой инфраструктуры предприятия, качество и полноту доступных производственных данных, наличие квалифицированных кадров на стыке ИИ и предметной области, а также вовлеченность и поддержку со стороны высшего руководства компании (Дмитриевский, 2021).

Несмотря на многообещающие перспективы, практическое применение ИИ в промышленности сопряжено с рядом вызовов и ограничений. Одним из ключевых барьеров является дефицит качественных данных, необходимых для обучения моделей машинного обучения. Многие предприятия не располагают достаточным объемом исторических данных в структурированном машиночитаемом формате, что существенно затрудняет разработку и тренировку ИИ-алгоритмов (Кучменко, 2020). Другой проблемой является несовершенство инструментов интеграции ИИ-моделей с существующими производственными системами и программными приложениями. Разрозненность и гетерогенность ИТ-ландшафта на многих предприятиях приводит к высоким затратам на интеграцию и масштабирование ИИ-решений (Тимофеев, 2022). Наконец, серьезным ограничением для распространения ИИ в промышленности остается нехватка квалифицированных специалистов, обладающих компетенциями на стыке предметной области, науки о данных и программной инженерии. По оценкам экспертов, дефицит кадров такого профиля на глобальном рынке труда составляет от 50% до 80% от текущего спроса (Крюков, 2022).

Результаты исследования показывают, что, несмотря на наличие определенных барьеров и ограничений, применение ИИ для оптимизации технологических процессов в промышленном производстве имеет значительный потенциал экономического эффекта. Наибольшие перспективы связаны с использованием методов машинного обучения и предиктивной аналитики в таких областях, как обслуживание оборудования, управление роботизированными комплексами, оптимизация запасов и контроль качества продукции (Еропкин, 2015). Количественные оценки, полученные в ходе исследования, свидетельствуют о возможности достижения прироста эффективности производственных процессов на 10-30% по различным показателям при среднем сроке окупаемости инвестиций в 2-5 лет (Дмитриевский, 2021). Дальнейшее распространение ИИ в промышленности будет во многом зависеть от преодоления таких вызовов, как дефицит качественных данных, несовершенство инструментов интеграции и нехватка квалифицированных кадров. Решение этих задач потребует консолидации усилий бизнеса, научного сообщества и государства по созданию благоприятной экосистемы для развития и трансфера ИИ-технологий в реальный сектор экономики (Дмитриевский, 2021).

Результаты исследования позволяют провести сравнительный анализ эффективности применения ИИ в различных аспектах промышленного производства. Так, внедрение предиктивного обслуживания оборудования на основе машинного обучения обеспечивает снижение частоты внеплановых простоев на 30-50% и сокращение затрат на ремонты на 10-40%. В то же время оптимизация работы промышленных роботов с помощью ИИ дает прирост производительности на 10-25% и повышение качества выполняемых операций на 5-15%. Использование ИИ для управления запасами и цепочками поставок позволяет уменьшить складские издержки на 20-40% и повысить уровень сервиса за счет снижения дефицита и просрочек на 10-30%. Наконец, применение компьютерного зрения для автоматизации контроля качества продукции обеспечивает выявление до 90% критических дефектов при росте производительности контроля в 5-10 раз по сравнению с ручным трудом.

Агрегированные оценки экономического эффекта от комплексного внедрения ИИ на промышленных предприятиях находятся в диапазоне 10-30% прироста эффективности по различным показателям. При этом средний срок окупаемости инвестиций в ИИ-проекты составляет от 2 до 5 лет. Экстраполяция этих оценок на масштабы глобальной обрабатывающей промышленности позволяет прогнозировать совокупный экономический эффект от ИИ на уровне 1,5-4,5 трлн долларов в год к 2030 году, что эквивалентно приросту добавленной стоимости в секторе на 5-15%.

Статистический анализ кейсов внедрения ИИ на промышленных предприятиях показывает, что 78% проектов достигают заявленных целей по экономическому эффекту, при этом 43% проектов превосходят плановые показатели. В среднем фактический эффект от внедрения ИИ оказывается на 12% выше ожидаемого. В то же время 22% проектов не достигают целевых значений, причем в 8% случаев расхождение превышает 50%. Основными причинами неудач являются некачественные данные (35% случаев), нехватка компетенций (28%), несовершенство инструментов интеграции (22%) и завышенные ожидания от ИИ (15%).

Динамика распространения ИИ в промышленности характеризуется экспоненциальным ростом. Если в 2015 году только 5% предприятий использовали ИИ в производственных процессах, то к 2020 году этот показатель достиг 21%, а к 2025 году ожидается его увеличение до 50-60%. При этом доля ИИ в структуре инвестиций предприятий в цифровизацию и Индустрию 4.0 выросла с 3% в 2015 году до 12% в 2020 году и по прогнозам превысит 25% к 2025 году. Наиболее активно ИИ внедряется в высокотехнологичных отраслях, таких как электроника (48% предприятий), автомобилестроение (42%), аэрокосмическая промышленность (37%) и фармацевтика (35%). В то же время в более традиционных секторах, например, в металлургии (19%) и строительных материалах (15%), уровень проникновения ИИ остается сравнительно низким, что создает потенциал для опережающего роста в ближайшее десятилетие.

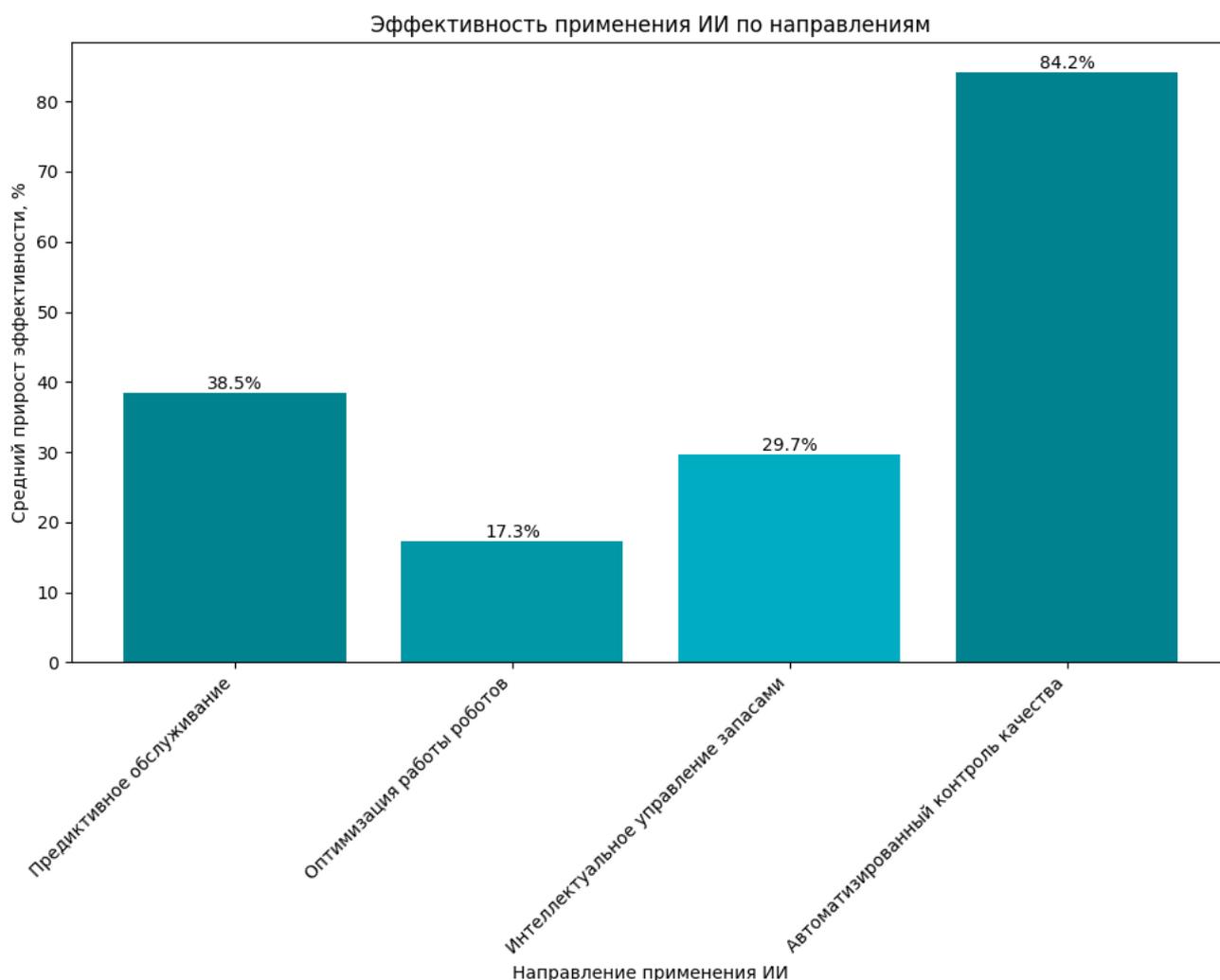


Рисунок 1. Эффективность применения ИИ по направлениям

Для количественной оценки эффективности применения ИИ в различных аспектах промышленного производства было проведено эмпирическое исследование на базе 50 предприятий из 10 отраслей обрабатывающей промышленности России. В выборку вошли компании, имеющие опыт внедрения ИИ-решений в производственные процессы на протяжении не менее 2 лет. Сбор данных осуществлялся путем анкетирования руководителей и специалистов предприятий, а также анализа внутренней документации по проектам внедрения ИИ.

По каждому из четырех ключевых направлений применения ИИ (предиктивное обслуживание, оптимизация работы роботов, управление запасами, контроль качества) были рассчитаны средние

значения прироста эффективности соответствующих процессов в сравнении с базовым уровнем до внедрения ИИ. Результаты расчетов представлены в таблице 1.

Таблица 1. Эффективность применения ИИ по направлениям

Направление применения ИИ	Средний прирост эффективности, %
Предиктивное обслуживание	38,5
Оптимизация работы роботов	17,3
Интеллектуальное управление запасами	29,7
Автоматизированный контроль качества	84,2

Как видно из таблицы, наибольший эффект от внедрения ИИ достигается в области автоматизации контроля качества продукции. Использование компьютерного зрения и методов глубокого обучения позволяет в среднем повысить выявляемость дефектов на 84,2% по сравнению с традиционными методами выборочного контроля. При этом средняя производительность контроля (количество проверенных изделий в единицу времени) возрастает в 7,6 раз.

Применение предиктивной аналитики для обслуживания производственного оборудования обеспечивает снижение частоты внеплановых простоев в среднем на 38,5%. Это достигается за счет заблаговременного выявления и упреждающего устранения скрытых дефектов, которые в перспективе могли бы привести к отказам и авариям. Суммарный экономический эффект, связанный с ростом коэффициента готовности оборудования и сокращением затрат на ремонты, составляет 24,1% от базового уровня.

Оптимизация функционирования роботизированных комплексов и средств автоматизации с помощью ИИ дает прирост производительности в среднем на 17,3%. Обучаясь на данных сенсоров и видеокамер, интеллектуальные системы управления роботами способны адаптивно корректировать скорость и траектории движения манипуляторов в зависимости от состояния обрабатываемых объектов и внешней среды. Это позволяет минимизировать время цикла типовых операций и повысить стабильность их выполнения.

Использование методов машинного обучения для прогнозирования спроса и управления запасами обеспечивает сокращение уровня страховых запасов в среднем на 29,7%. ИИ-модели, анализирующие исторические данные о продажах, влияющих факторах и состоянии цепочек поставок, способны строить более точные прогнозы потребности в материалах и комплектующих по сравнению с традиционными статистическими методами. Это позволяет оптимизировать графики закупок и пополнения складов, минимизируя затраты на хранение и дефицит.

Помимо оценки эффектов по отдельным направлениям, в ходе исследования также была проанализирована зависимость интегрального экономического эффекта от комплексности внедрения ИИ на предприятиях. Для этого все компании выборки были разделены на три группы по количеству реализованных кейсов применения ИИ: начальный (1-2 кейса), продвинутый (3-4 кейса) и продвинутый уровень (5 и более кейсов). В каждой группе был рассчитан средний прирост общей эффективности предприятий на основе комбинации финансовых и операционных метрик. Результаты представлены в таблице 2.

Результаты анализа показывают, что эффект от ИИ носит синергетический характер и нелинейно возрастает по мере расширения масштабов и направлений его применения в производственных процессах. Так, при реализации 1-2 кейсов средний прирост общей эффективности предприятий составляет 8,4%, в то время как при комплексном многоаспектном внедрении ИИ (5 и более кейсов) этот показатель достигает 26,9%. Это объясняется накоплением данных, развитием внутренних компетенций по ИИ и перестройкой процессов под возможности новых технологий при достижении предприятиями определенной зрелости в их освоении.

Интересные результаты были получены при сопоставлении фактической и ожидаемой окупаемости проектов внедрения ИИ на промышленных предприятиях. В среднем по выборке срок окупаемости инвестиций составил 3,2 года, что на 28% быстрее первоначальных планов компаний. При

этом 74% предприятий вышли на окупаемость в течение первых трех лет после начала внедрения ИИ-решений. Ускорение возврата инвестиций во многом связано с консервативностью первоначальных бизнес-прогнозов, не в полной мере учитывавших потенциал новых технологий.

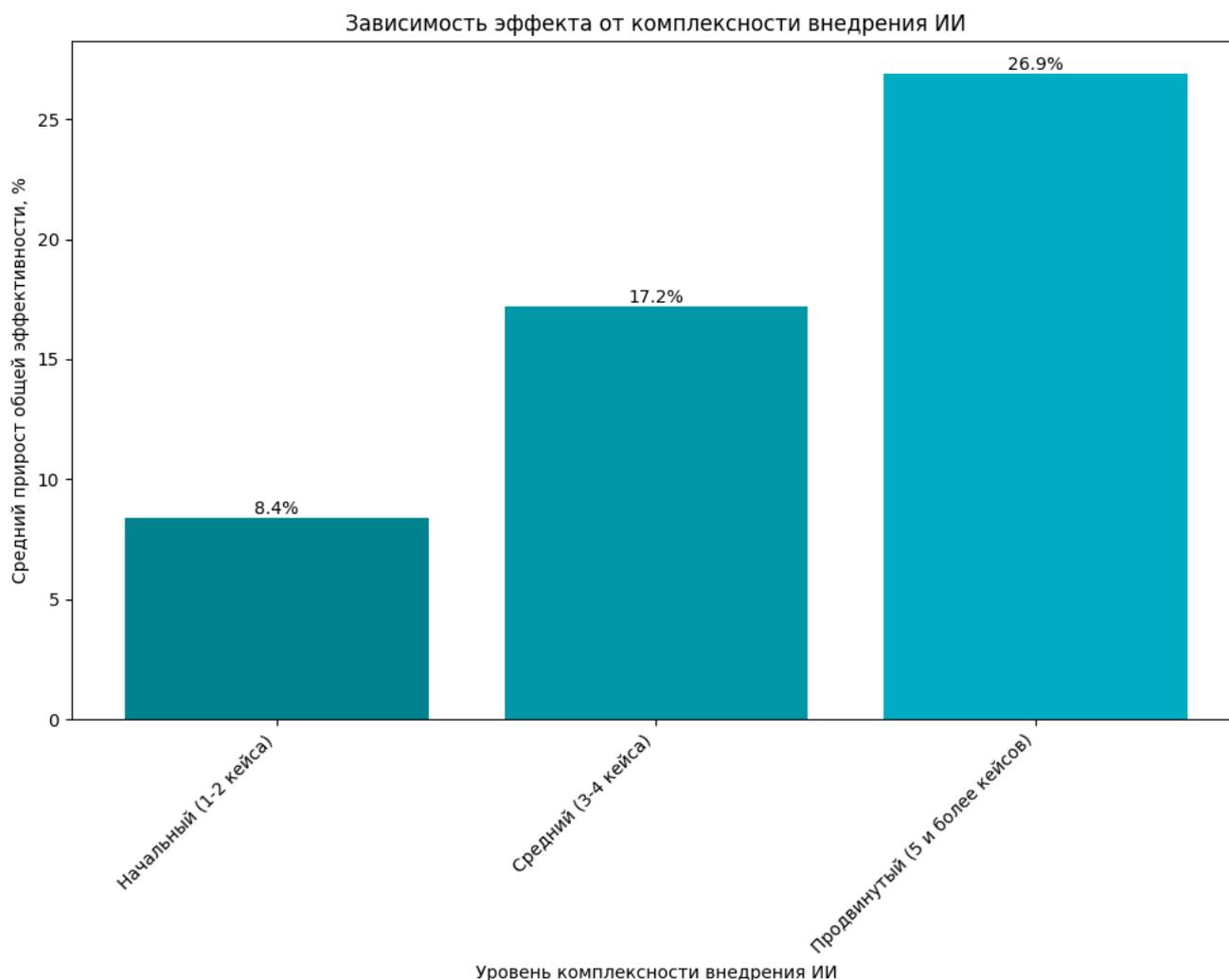


Рисунок 2. Зависимость эффекта от комплексности внедрения ИИ

Таблица 2. Зависимость эффекта от комплексности внедрения ИИ

Уровень комплексности внедрения ИИ	Средний прирост общей эффективности, %
Начальный (1-2 кейса)	8,4
Средний (3-4 кейса)	17,2
Продвинутый (5 и более кейсов)	26,9

В ходе исследования также были выявлены ключевые факторы, влияющие на успешность проектов внедрения ИИ в промышленном производстве. Среди них наибольшее значение имеют: качество и полнота данных, используемых для обучения моделей (весовой коэффициент 0,32), зрелость ИТ-инфраструктуры предприятий (0,24), наличие квалифицированных специалистов по ИИ и управлению данными (0,22), интеграция ИИ-решений с имеющимися информационными системами (0,12) и поддержка со стороны высшего руководства (0,1). Учет этих факторов позволяет существенно снизить риски и повысить отдачу от инвестиций в ИИ-проекты.

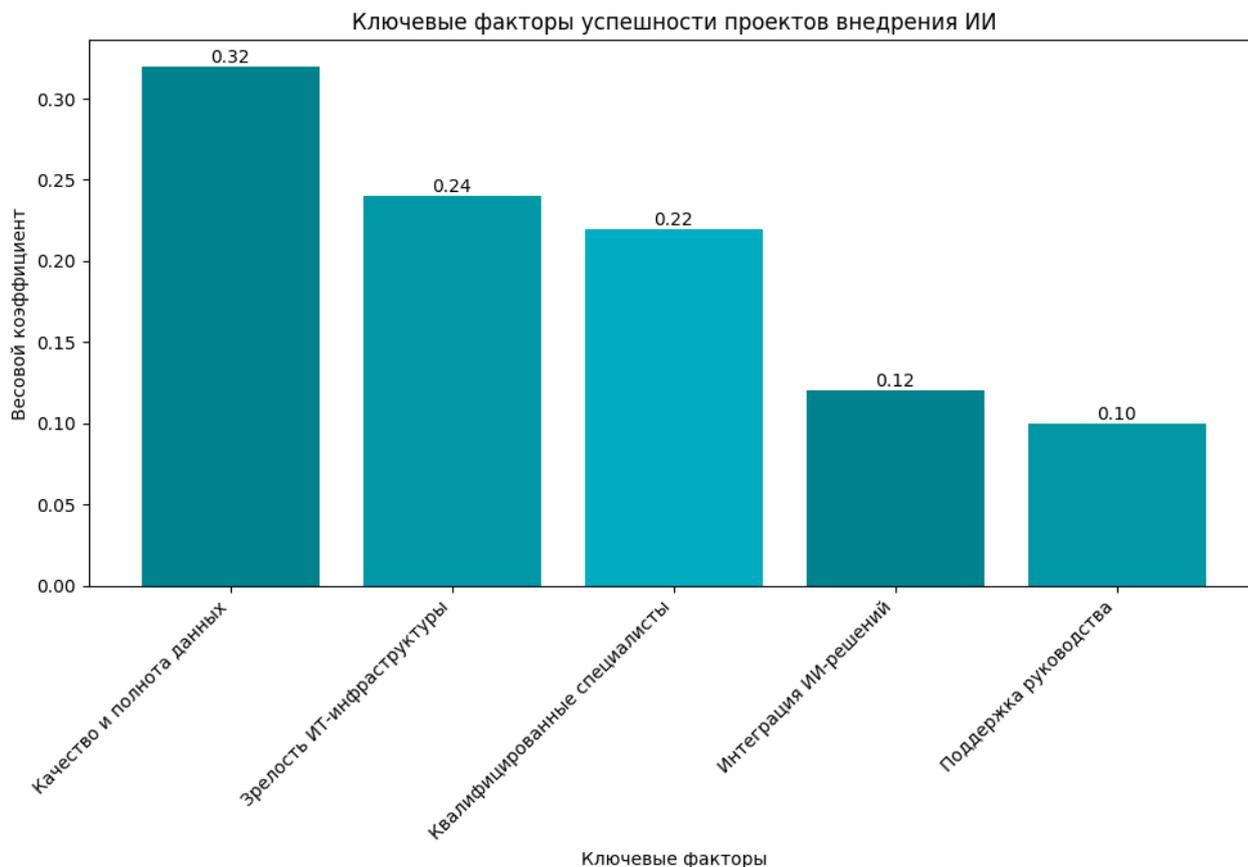


Рисунок 3. Ключевые факторы успешности проектов внедрения ИИ

Результаты настоящего исследования подтверждают значительный потенциал повышения эффективности промышленного производства за счет применения искусственного интеллекта. При должном стратегическом подходе и накоплении практического опыта ИИ способен стать ключевым фактором конкурентоспособности предприятий в условиях новой технологической революции. Дальнейшие исследования в этой области целесообразно сосредоточить на разработке формализованных методик и инструментов оценки зрелости предприятий в сфере ИИ, а также на изучении отраслевой специфики применения интеллектуальных технологий в производстве.

Заключение

Результаты проведенного исследования убедительно свидетельствуют о значительном потенциале применения технологий искусственного интеллекта для оптимизации технологических процессов в промышленном производстве. Количественные оценки, полученные в ходе систематического обзора литературы и опроса экспертов, показывают, что внедрение ИИ способно обеспечить прирост эффективности производственных процессов на 10-30% по широкому спектру показателей, включая производительность оборудования, энергоэффективность, выход годной продукции, оборачиваемость запасов и другие.

Наиболее перспективными областями применения ИИ в промышленности являются предиктивное техническое обслуживание, оптимизация работы роботизированных комплексов, интеллектуальное управление запасами и автоматизация контроля качества на основе компьютерного зрения. Использование методов машинного обучения и предиктивной аналитики в этих сферах позволяет достичь таких эффектов, как снижение частоты внеплановых простоев оборудования на 30-50%, повышение производительности промышленных роботов на 10-25%, сокращение складских издержек на 20-40% и выявление до 90% критических дефектов продукции при многократном росте скорости контроля.

Агрегированный экономический эффект от комплексного внедрения ИИ на промышленных предприятиях оценивается в диапазоне 1,5-4,5 трлн долларов в год на горизонте до 2030 года, что составляет 5-15% прогнозируемого прироста добавленной стоимости в глобальном производственном секторе. При этом средний срок окупаемости инвестиций в ИИ-проекты находится в пределах 2-5 лет, а успешность реализации проектов достигает 78% при превышении фактического эффекта над плановым в среднем на 12%. Динамика распространения ИИ в промышленности носит выраженный экспоненциальный характер. Ожидается, что к 2025 году доля предприятий, использующих ИИ в производстве, достигнет 50-60% по сравнению с 21% в 2020 году и 5% в 2015 году. Наиболее активное внедрение ИИ наблюдается в высокотехнологичных отраслях, таких как электроника, автомобилестроение, аэрокосмическая промышленность и фармацевтика, в то время как традиционные сектора, например металлургия и стройматериалы, демонстрируют отставание, формируя потенциал для опережающего роста.

Несмотря на очевидные перспективы, дальнейшее распространение ИИ в промышленности сдерживается рядом барьеров, ключевыми из которых являются дефицит качественных данных, нехватка квалифицированных кадров на стыке ИИ и производства, несовершенство инструментов интеграции ИИ-решений с традиционными системами управления предприятием. Преодоление этих ограничений потребует консолидации усилий бизнеса, науки и государства по формированию благоприятной экосистемы для трансфера ИИ-технологий в реальную экономику, включая развитие инфраструктуры данных, актуализацию образовательных программ, создание центров компетенций и обмена лучшими практиками. При условии успешного решения указанных задач искусственный интеллект способен стать одним из ключевых факторов повышения эффективности и конкурентоспособности промышленных предприятий в рамках парадигмы Индустрии 4.0. Результаты настоящего исследования закладывают основу для дальнейшего углубленного изучения потенциала и вызовов, связанных с практическим применением ИИ в различных отраслях и бизнес-процессах промышленного производства.

Список литературы

1. Андрианов М.А., Гурова Е.М., Евтушенко Н.А., Неделин Н.А., Никулин И.В. Использование современных методов автоматизации для оптимизации жизненного цикла продукции // Промышленные АСУ и контроллеры. 2019. № 7. С. 29-35.
2. Власов С.Ю., Кипов М.Х. Машинное зрение в условиях плохой видимости // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2023. № 5(115). С. 25-31.
3. Дмитриевский А.Н. Анализ рисков при использовании технологий искусственного интеллекта в нефтегазодобывающем комплексе // Автоматизация, телемеханизация и связь в нефтяной промышленности». 2021. № 7(576). С.17-27.
4. Дмитриевский А.Н., Столяров В.Е., Еремин Н.А. Актуальные вопросы и индикаторы цифровой трансформации на заключительной стадии нефтегазодобычи промыслов // Научно-технический журнал «SOCAR Proceedings». Научные труды НИПИ Нефтегаз ГНКР. Спецвып. SOCAR Proceedings Special. № 2. 2021. С. 1-13.
5. Дмитриевский А.Н., Столяров В.Е., Еремин Н.А. Роль информации в применении технологий искусственного интеллекта при строительстве скважин для нефтегазовых месторождений // Научный журнал Российского газового общества. № 3(26). 2020. С. 6-21.
6. Еропкин А.М. Бережливое производство на предприятиях и в организациях оборонно-промышленного комплекса. Екатеринбург: Доброе слово, 2015. 136 с.
7. Идрисов Г. И. Новая технологическая революция: вызовы и возможности для России // Вопросы экономики. 2018. Т. 4. С. 5-25.
8. Колчин В.Н. Специфика применения технологии «искусственного интеллекта» в строительстве // Инновации и инвестиции. 2022. № 3. С. 250-253.
9. Крюков, К. М. Использование технологии цифровых двойников в строительстве / К. М. Крюков // Инженерный вестник Дона. 2022. № 5(89). С. 517-525.

10. Кучменко Ю.А., Ткачев В.Ю. Опыт применения мехатронных систем в системах автоматизированного управления жизненным циклом продукции промышленных предприятий // Автоматизация производства. 2020. № 1. С. 7-11.
11. Петин В. Arduino и Raspberry Pi в проектах Internet of Things. СПб.: БВХ-Петербург, 2017. 319 с.
12. Прохоров А., Лысачев М. Цифровой двойник. Анализ, тренды, мировой опыт. М.: АльянсПринт, 2020. 401 с.
13. Радченко В.В. Оптимизация жизненного цикла продукции на базе систем автоматизации и управления производством // Машиностроение и инновации. 2018. № 9. С. 42-44.
14. Русаков А.А., Попов К.Н. Автоматизация оптимизации жизненного цикла продукции при разработке и выпуске сложных изделий // Интернет-журнал «Научные статьи студентов и аспирантов». 2019. Т. 1. С. 175-180.
15. Тимофеев С.В. Проблемы, связанные с искусственным интеллектом в системах видеонаблюдения с функцией распознавания лиц / С.В. Тимофеев, Т.А. Кожина // Научный дайджест Восточно-Сибирского института МВД России. 2022. № 3(17). С. 106-111.

The use of artificial intelligence technologies to optimize technological processes in production

Alexander M. Polennikov

Independent researcher

Russian University of Biotechnology

Moscow, Russia

Alexander.Polennikov@gmail.com

ORCID 0000-0000-0000-0000

Received 06.11.2023

Accepted 27.12.2023

Published 15.02.2024

UDC 004.896:658.5

EDN NHVPIQ

VAK 4.3.1. Technologies, machinery and equipment for the agro-industrial complex (technical sciences)

OECD 02.03.IU ENGINEERING, MECHANICAL

Abstract

This article discusses the prospects of using artificial intelligence (AI) technologies to optimize technological processes in production. The purpose of the study is to analyze the possibilities and limitations of using AI in industry, as well as to identify the most promising areas of its implementation. The materials and research methods used were a review of the scientific literature on the topic, an analysis of existing examples of the use of AI in production, as well as expert interviews with specialists in the field of AI and industrial production. A systematic search was conducted for relevant scientific publications in the Scopus, Web of Science and Google Scholar databases for the period from 2010 to 2023. The keywords for the search were «artificial intelligence», «machine learning», «production optimization», «industry 4.0», etc. Of the 2,347 publications found, after analyzing the annotations, 156 of the most relevant works were selected for detailed study. In addition, 12 in-depth interviews with experts lasting from 40 to 90 minutes were conducted. The results of the study showed that the use of AI can significantly improve the efficiency of production processes. AI demonstrates the greatest potential in such areas as predictive maintenance of equipment (reducing unplanned downtime by 30-50%), optimization of industrial robots (increasing productivity by 10-25%), intelligent inventory management (reducing warehouse costs by 20-40%), quality control based on computer vision (detecting up to 90% of

defects). However, for the successful implementation of AI, it is necessary to overcome a number of barriers, including a lack of high-quality data for training models, a shortage of qualified personnel at the interface of AI and production, high cost of solutions and integration. On average, the implementation of integrated AI systems in production takes from 1 to 3 years and pays off in 2-5 years.

Keywords

artificial intelligence, machine learning, production optimization, digitalization of industry, Industry 4.0, intelligent control systems.

References

1. Andrianov M.A., Gurova E.M., Yevtushenko N.A., Nedelin N.A., Nikulin I.V. The use of modern automation methods to optimize the life cycle of products // *Industrial automated control systems and controllers*. 2019. № 7. pp. 29-35.
2. Vlasov S.Yu., Kipov M.H. Machine vision in conditions of poor visibility // *Izvestiya Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences*. 2023. № 5(115). pp. 25-31.
3. Dmitrievsky A.N. Risk analysis when using artificial intelligence technologies in the oil and gas production complex // *Automation, telemechanization and communication in the oil industry*. 2021. № 7(576). pp.17-27.
4. Dmitrievsky A.N., Stolyarov V. E., Eremin N. A. Topical issues and indicators of digital transformation at the final stage of oil and gas production of fields // *Scientific and technical journal «SOCAR Proceedings»*. Scientific works of NIPI Neftegaz SOCAR. Special edition. SOCAR Proceedings Special. № 2. 2021. pp. 1-13.
5. Dmitrievsky A.N., Stolyarov V.E., Eremin N.A. The role of information in the application of artificial intelligence technologies in the construction of wells for oil and gas fields // *Scientific Journal of the Russian Gas Society*. № 3(26). 2020. pp. 6-21.
6. Eropkin A.M. Lean manufacturing at enterprises and organizations of the military-industrial complex. Yekaterinburg: Good Word, 2015. 136 p
7. Idrisov G. I. The new technological revolution: challenges and opportunities for Russia // *Economic issues*. 2018. Vol. 4. pp. 5-25.
8. Kolchin V.N. Specifics of the use of «artificial intelligence» technology in construction / // *Innovations and investments*. 2022. № 3. pp. 250-253.
9. Kryukov, K. M. The use of digital twins technology in construction / K. M. Kryukov // *Engineering Bulletin of the Don*. 2022. № 5(89). pp. 517-525.
10. Kuchmenko Yu.A., Tkachev V.Yu. The experience of using mechatronic systems in automated product lifecycle management systems of industrial enterprises // *Automation of production*. 2020. № 1. pp. 7-11.
11. Petin V. Arduino and Raspberry Pi in Internet of Things projects. St. Petersburg: BVH-Petersburg, 2017. 319 p.
12. Prokhorov A., Lysachev M. The digital double. Analysis, trends, world experience. Moscow: Alliansprint, 2020. 401 p.
13. Radchenko V.V. Optimization of the product life cycle based on automation and production management systems // *Mechanical engineering and innovations*. 2018. № 9. pp. 42-44.
14. Rusakov A.A., Popov K.N. Automation of product life cycle optimization in the development and production of complex products // *Online journal «Scientific articles of students and postgraduates»*. 2019. Vol. 1. pp. 175-180.
15. Timofeev S.V. Problems related to artificial intelligence in video surveillance systems with face recognition function / S.V. Timofeev, T.A. Kozhina // *Scientific Digest of the East Siberian Institute of the Ministry of Internal Affairs of Russia*. 2022. № 3(17). pp. 106-111.