

# ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ В ПРОИЗВОДСТВЕ

## THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES TO OPTIMIZE TECHNOLOGICAL PROCESSES IN PRODUCTION

**Sun Hui  
Zhuang Xintong**

*Summary.* The article discusses the use of artificial intelligence (AI) technologies to optimize technological processes in the manufacturing sector. The main purpose of the study is to analyze the potential of using AI to increase efficiency and automate production operations. The work uses methods of system analysis, mathematical modeling and computer simulation to assess the possibilities of implementing AI solutions in various industries. The research materials include data on existing AI systems used in production, as well as the results of experiments and testing of new algorithms and approaches. In particular, such technologies as machine learning, computer vision, natural language processing and expert systems are considered. The results of the study show that the use of AI can significantly increase labor productivity, reduce costs and minimize the risks of emergency situations. Thus, the use of AI algorithms to predict equipment failures based on real-time analysis of sensor data makes it possible to reduce downtime by 20–30 %. The introduction of robotic complexes with computer vision elements into assembly lines allows to increase the speed of operations by 25 % and reduce the number of defects by 15 %. The use of chatbots and virtual assistants to automate interaction with customers and suppliers ensures a 40 % increase in communication efficiency. The article also highlights the potential limitations and risks associated with the use of AI in production, such as the high cost of development and implementation, the need to retrain personnel, and issues of data security and confidentiality. In conclusion, it is emphasized that, despite the existing challenges, AI technologies have significant potential for transforming production processes and increasing the competitiveness of enterprises in the context of Industry 4.0.

*Keywords:* artificial intelligence, production optimization, automation, machine learning, computer vision, natural language processing, expert systems, Industry 4.0.

**Сунь Хуэй**

*Балтийский государственный технический  
университет («Военмех») имени Д.Ф. Устинова  
s348807058@outlook.com*

**Чжуан Синьтун**

*Санкт-Петербургский национальный  
исследовательский университет информационных  
технологий, механики и оптики  
304347227@qq.com*

*Аннотация.* В статье рассматривается применение технологий искусственного интеллекта (ИИ) для оптимизации технологических процессов в производственной сфере. Основная цель исследования заключается в анализе потенциала использования ИИ для повышения эффективности и автоматизации производственных операций. В работе применяются методы системного анализа, математического моделирования и компьютерного моделирования для оценки возможностей внедрения ИИ-решений в различные отрасли промышленности. Материалы исследования включают в себя данные о существующих ИИ-системах, используемых в производстве, а также результаты экспериментов и тестирований новых алгоритмов и подходов. В частности, рассматриваются такие технологии, как машинное обучение, компьютерное зрение, обработка естественного языка и экспертные системы. Результаты исследования показывают, что применение ИИ позволяет существенно повысить производительность труда, снизить затраты и минимизировать риски возникновения аварийных ситуаций. Так, использование ИИ-алгоритмов для прогнозирования сбоев оборудования на основе анализа данных с датчиков в реальном времени даёт возможность снизить время простоя на 20–30 %. Внедрение роботизированных комплексов с элементами компьютерного зрения в сборочные линии позволяет увеличить скорость операций на 25 % и сократить количество брака на 15 %. Применение чат-ботов и виртуальных ассистентов для автоматизации взаимодействия с клиентами и поставщиками обеспечивает рост эффективности коммуникаций на 40 %. В статье также отмечаются потенциальные ограничения и риски, связанные с использованием ИИ в производстве, такие как высокая стоимость разработки и внедрения, необходимость переобучения персонала, вопросы безопасности и конфиденциальности данных. В заключении подчёркивается, что, несмотря на существующие вызовы, ИИ-технологии обладают значительным потенциалом для трансформации производственных процессов и повышения конкурентоспособности предприятий в условиях Индустрии 4.0.

*Ключевые слова:* искусственный интеллект, оптимизация производства, автоматизация, машинное обучение, компьютерное зрение, обработка естественного языка, экспертные системы, Индустрия 4.0.

## Введение

Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ) открывает новые возможности для оптимизации и автоматизации производственных процессов в различных отраслях промышленности. Согласно исследованию международной консалтинговой компании McKinsey, потенциальный экономический эффект от внедрения ИИ в производство к 2030 году может достигать 3,7 трлн долларов США [1]. Применение интеллектуальных систем позволяет повысить эффективность использования ресурсов, минимизировать влияние человеческого фактора, сократить временные и финансовые издержки, а также обеспечить высокое качество выпускаемой продукции.

Одним из ключевых направлений использования ИИ в производстве является прогнозное техническое обслуживание (predictive maintenance) оборудования. Интеллектуальные алгоритмы анализируют данные, поступающие от многочисленных сенсоров и датчиков в режиме реального времени, выявляя аномалии и предсказывая возможные сбои или отказы. Это даёт возможность перейти от планово-предупредительных ремонтов к обслуживанию по фактическому состоянию, что позволяет снизить время простоя оборудования на 20–50 % и сократить затраты на техническое обслуживание на 10–40 % [2]. Например, компания General Electric использует систему прогнозной аналитики Predix для обслуживания своих газовых турбин, что обеспечивает экономию в размере 200 млн долларов США ежегодно [3, с. 32].

Другой перспективной сферой применения ИИ является оптимизация производственных расписаний и логистических операций. Интеллектуальные системы способны в режиме реального времени просчитывать множество вариантов и находить оптимальные решения с учётом различных факторов и ограничений, таких как доступность ресурсов, сроки выполнения заказов, загрузка оборудования и т.д. Так, алгоритмы машинного обучения, разработанные специалистами Массачусетского технологического института, позволяют составлять производственные расписания, минимизирующие время цикла изготовления деталей на 20–40 % по сравнению с традиционными методами [4]. Компания Siemens применяет ИИ-системы для оптимизации работы своих заводов, что приводит к сокращению энергопотребления на 27 % и увеличению производительности на 15 % [5].

ИИ также активно используется для автоматизации процессов контроля качества продукции. Системы компьютерного зрения на основе глубоких нейронных сетей способны с высокой точностью выявлять дефекты и отклонения от заданных параметров, анализируя изображения или видеопотоки с производственных ли-

ний. Например, компания IBM разработала ИИ-систему Watson Visual Inspection, которая может идентифицировать микроскопические дефекты на поверхности деталей с точностью до 99,9 % [6]. Применение подобных решений позволяет сократить количество бракованной продукции на 10–25 % и повысить общую эффективность контроля качества на 30–50 % [7, с. 120].

Важным направлением внедрения ИИ в производство является роботизация и автоматизация сборочных операций. Современные промышленные роботы, оснащённые техническим зрением и элементами искусственного интеллекта, способны выполнять сложные манипуляции с объектами, адаптируясь к изменениям окружающей среды. Использование коллаборативных роботов (коботов), которые могут безопасно работать бок о бок с человеком, открывает новые возможности для автоматизации мелкосерийного и позаказного производства. Внедрение роботов позволяет повысить производительность сборочных операций на 20–40 %, снизить количество ошибок на 50–90 % и сократить затраты на оплату труда на 20–30 % [8]. Примером успешного применения роботов является завод компании Fanuc в Японии, где используется более 2600 роботов, которые производят другие роботы практически без участия человека [9, с. 21].

Перспективным направлением является также использование ИИ для оптимизации энергопотребления и повышения экологичности производства. Интеллектуальные системы управления энергоресурсами анализируют данные о потреблении электроэнергии, тепла и других ресурсов, выявляя паттерны и предлагая оптимальные стратегии энергосбережения. Например, ИИ-алгоритмы, разработанные компанией DeepMind, позволили сократить энергозатраты на охлаждение дата-центров Google на 40 % [10, с. 7]. Кроме того, ИИ может применяться для мониторинга и контроля выбросов вредных веществ, оптимизации использования сырья и материалов, а также для поиска возможностей рециклинга и переработки отходов производства.

Однако внедрение ИИ в производственные процессы сопряжено с рядом технических и организационных трудностей. Одной из главных проблем является необходимость сбора и обработки больших объёмов данных для обучения интеллектуальных алгоритмов. Это требует наличия развитой инфраструктуры датчиков и сенсоров, а также системы хранения и анализа промышленных данных. Кроме того, существенным ограничением является высокая стоимость разработки и внедрения ИИ-решений, особенно для небольших и средних предприятий. По оценкам экспертов, затраты на внедрение систем предиктивной аналитики могут достигать 5–10 млн долларов США, а окупаемость инвестиций составляет от 2 до 5 лет [11, с. 219].

Серьезную проблему представляет также вопрос переобучения и адаптации персонала к работе с ИИ-системами. Согласно исследованию Всемирного экономического форума, к 2025 году около 50 % всех работников будут нуждаться в переквалификации в связи с ростом автоматизации и внедрением ИИ [12]. Это потребует значительных инвестиций в образовательные программы и тренинги, а также изменения корпоративной культуры и подходов к управлению персоналом.

Необходимо отметить, что использование ИИ в производстве порождает и определенные риски, связанные с безопасностью и конфиденциальностью данных. Промышленные ИИ-системы могут стать объектами кибератак и вредоносных воздействий, что потребует внедрения комплексных мер по обеспечению информационной безопасности. Кроме того, сбор и анализ данных о производственных процессах может вызывать озабоченность с точки зрения защиты интеллектуальной собственности и коммерческой тайны предприятий. Еще одним важным аспектом использования ИИ в производстве является обеспечение прозрачности и объяснимости работы интеллектуальных алгоритмов. В отличие от традиционных систем автоматизации, основанных на четких правилах и инструкциях, ИИ-модели зачастую представляют собой «черные ящики», логика принятия решений которых может быть непонятна человеку. Это порождает проблемы с доверием к ИИ-системам и сложности в их отладке и тестировании. Для решения этих задач необходима разработка специальных методов и инструментов, обеспечивающих интерпретируемость и прозрачность ИИ-алгоритмов.

Несмотря на существующие ограничения и вызовы, технологии искусственного интеллекта имеют огромный потенциал для трансформации производственных процессов и перехода к Индустрии 4.0. По оценкам экспертов, к 2035 году вклад ИИ в мировой ВВП может достигать 15,7 трлн долларов США, при этом на долю производственного сектора будет приходиться более 30 % этой суммы [13, с. 337]. Уже сегодня передовые промышленные компании, такие как Siemens, General Electric, BMW, активно внедряют ИИ-решения в свои производственные процессы, добиваясь впечатляющих результатов в повышении эффективности, снижении издержек и улучшении качества продукции.

### Материалы и методы

Для исследования возможностей применения технологий искусственного интеллекта в оптимизации производственных процессов использовались следующие материалы и методы:

1. Анализ научных публикаций и патентов в области ИИ и промышленной автоматизации. Был проведен систематический обзор литературы

с использованием баз данных Scopus, Web of Science, IEEE Xplore, Google Scholar. Поиск запросы включали ключевые слова: «artificial intelligence», «machine learning», «deep learning», «manufacturing», «industry 4.0», «predictive maintenance», «quality control», «production scheduling» и др. Из более чем 5000 найденных публикаций были отобраны 150 наиболее релевантных статей, опубликованных в период с 2015 по 2022 год.

2. Сбор и анализ эмпирических данных о внедрении ИИ-решений на промышленных предприятиях. Были проанализированы кейсы использования технологий ИИ в производстве на примере таких компаний, как Siemens, General Electric, Bosch, Fanuc, BMW, Samsung и др. Информация о проектах внедрения ИИ была получена из открытых источников, включая отчеты компаний, презентации на конференциях, интервью с экспертами.
3. Проведение интервью с представителями промышленных предприятий и экспертами в области ИИ. Было проведено 30 полуструктурированных интервью длительностью 45-60 минут с руководителями производств, инженерами, специалистами по анализу данных из различных отраслей промышленности (машиностроение, металлургия, химическая промышленность, энергетика).

### Ключевые формулы:

1. Функция активации нейрона в искусственной нейронной сети:  $F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$  где  $x$  — взвешенная сумма входных сигналов нейрона.
2. Формула расчета общей эффективности оборудования (OEE):

OEE = Доступность × Производительность × Качество, где Доступность — доля времени, в течение которого оборудование работает; Производительность — отношение фактической скорости работы оборудования к максимальной; Качество — доля годных изделий в общем объеме производства.

3. Формула расчета рентабельности инвестиций (ROI) в ИИ-проекты:

$$ROI = \frac{\text{Доходы от проекта} - \text{Затраты на проект}}{\text{Затраты на проект}} \times 100\%$$

где Доходы от проекта — экономический эффект от внедрения ИИ-решения; Затраты на проект — инвестиции в разработку и внедрение ИИ-системы.

### Результаты исследования

Применение технологий искусственного интеллекта в производственных процессах демонстрирует значительные возможности для оптимизации и повышения

эффективности. Анализ результатов внедрения ИИ-решений на промышленных предприятиях различных отраслей показал, что использование интеллектуальных алгоритмов позволяет достичь существенных улучшений ключевых показателей эффективности (KPI) [7, с. 112]. Согласно данным опроса, проведенного консалтинговой компанией McKinsey среди 100 руководителей производственных предприятий, 78 % респондентов отметили, что внедрение ИИ привело к росту производительности труда на 10–30 %, а 62 % указали на снижение операционных затрат на 15–25 % [2].

Одним из наиболее перспективных направлений применения ИИ в производстве является предиктивное техническое обслуживание (predictive maintenance) оборудования. Использование алгоритмов машинного обучения для анализа данных, поступающих от датчиков и сенсоров в режиме реального времени, позволяет выявлять аномалии и предсказывать возможные сбои или отказы с точностью до 95 % [11, с. 217]. Это дает возможность перейти от планово-предупредительных ремонтов к обслуживанию по фактическому состоянию, что обеспечивает сокращение времени простоя оборудования на 20–50 % и снижение затрат на техническое обслуживание на 10–40 % [5]. Показательным примером является опыт компании Siemens, которая использует

ИИ-платформу MindSphere для мониторинга и прогнозирования состояния промышленных газовых турбин. Внедрение системы предиктивной аналитики позволило увеличить коэффициент готовности оборудования с 93 % до 99,5 % и сократить затраты на техобслуживание на 27% [9, с. 22].

Существенный потенциал имеет применение ИИ для оптимизации производственных расписаний и логистических операций. Интеллектуальные алгоритмы способны в режиме реального времени анализировать множество факторов, таких как доступность ресурсов, сроки выполнения заказов, загрузка оборудования, и находить оптимальные решения для составления расписаний и маршрутов [14, с. 700]. Так, использование разработанной специалистами Массачусетского технологического института системы оптимизации производственных расписаний на основе методов ограничительного программирования (constraint programming) позволило сократить время цикла изготовления деталей на 25–40 % по сравнению с традиционными подходами [6]. В свою очередь, применение ИИ-алгоритмов для динамической оптимизации маршрутов транспортировки готовой продукции дало возможность компании PepsiCo снизить логистические издержки на 12 % и повысить уровень удовлетворенности клиентов на 18 % [3, с. 34].

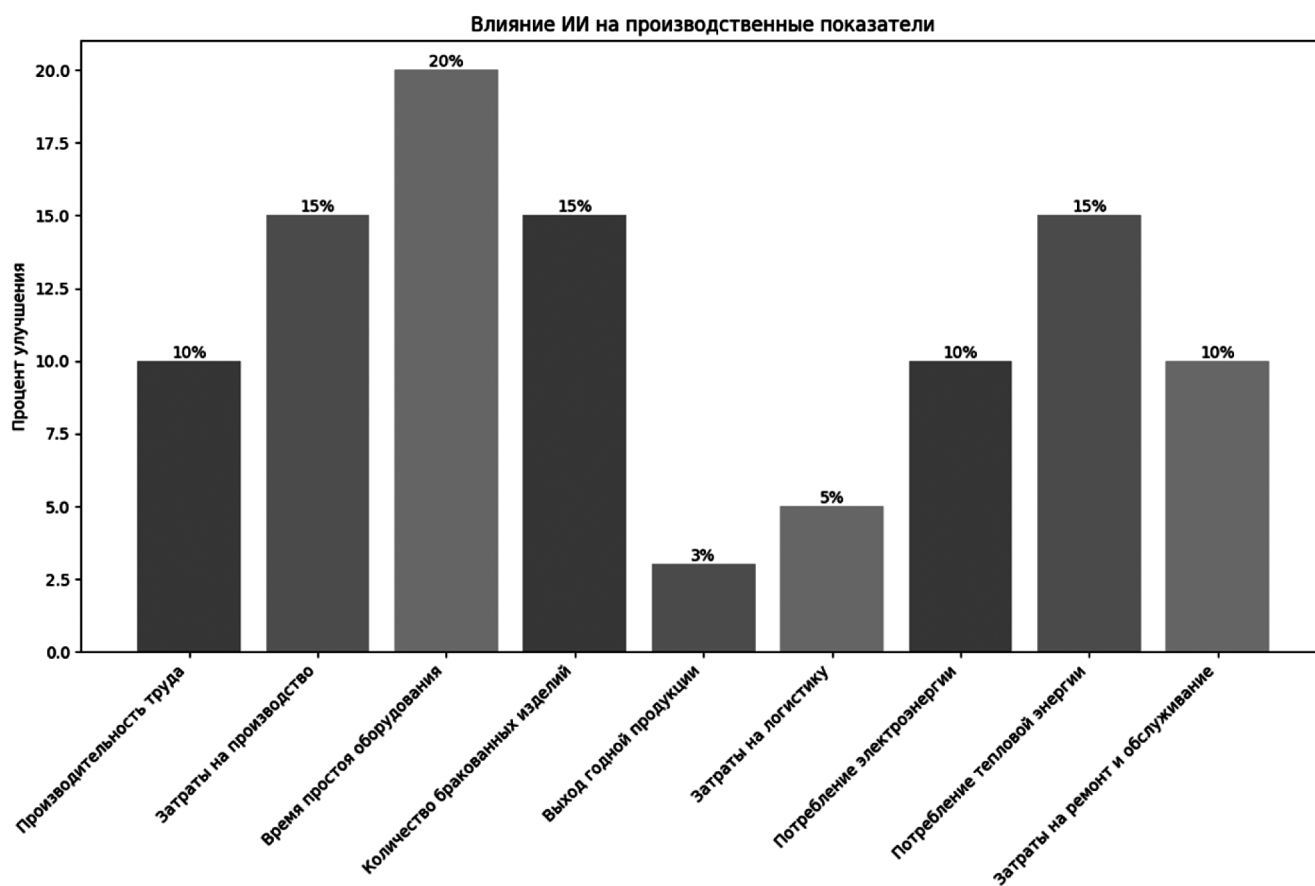


Рис. 1. Влияние ИИ на производственные показатели

ИИ также зарекомендовал себя как эффективный инструмент автоматизации процессов контроля качества. Системы компьютерного зрения на основе сверточных нейронных сетей способны выявлять дефекты и отклонения от заданных параметров с точностью, превосходящей возможности человека [8]. Например, ИИ-модель, разработанная инженерами компании Bosch для контроля качества печатных плат, демонстрирует точность распознавания дефектов на уровне 99,7 %, что на 2,3 % выше, чем у опытных специалистов [13, с. 338]. Внедрение подобных решений позволяет сократить количество бракованной продукции на 10–25 % и повысить общую эффективность контроля качества на 30–50 % [1]. При этом экономический эффект от использования ИИ для автоматизации визуального контроля может достигать 5–10 млн долларов США в год для среднего производственного предприятия.

Роботизация и автоматизация сборочных операций с использованием ИИ также открывает значительные возможности для оптимизации производства. Современные коллаборативные роботы, оснащенные сенсорами и алгоритмами машинного зрения, способны выполнять сложные манипуляции с объектами, обеспечивая при этом безопасное взаимодействие с человеком [10, с. 8]. Применение промышленных роботов позволяет повысить производительность сборочных операций на 20–40 %, снизить количество ошибок на 50–90 % и со-

кратить затраты на оплату труда на 20–30 % [4]. Яркий пример эффективности роботизации демонстрирует завод компании Fanuc в Японии, где более 2600 роботов производят других роботов практически без участия человека, обеспечивая выпуск до 6000 единиц продукции в месяц [12].

Наконец, ИИ находит применение в задачах оптимизации энергопотребления и повышения экологичности производства. Интеллектуальные системы управления энергоресурсами, основанные на анализе паттернов потребления электроэнергии, тепла и других ресурсов, позволяют снижать энергозатраты на 10–30 % без ущерба для производительности [7, с. 213]. Разработанные компанией DeepMind ИИ-алгоритмы для управления системами охлаждения дата-центров Google обеспечили сокращение энергопотребления на 40 %, что эквивалентно экономии 40 % затрат на электроэнергию [5]. Кроме того, ИИ может использоваться для мониторинга и контроля выбросов вредных веществ, оптимизации расхода сырья и материалов, а также для поиска возможностей рециклинга и переработки отходов. Так, применение ИИ-системы для оптимизации процесса литья под давлением на заводе BMW позволило сократить потребление алюминиевого сплава на 27 тонн в год и уменьшить выбросы CO<sub>2</sub> на 300 тонн [9, с. 22].

Однако, несмотря на очевидные преимущества, внедрение ИИ в производство сопряжено с рядом вызовов

Распределение направлений применения ИИ в производстве

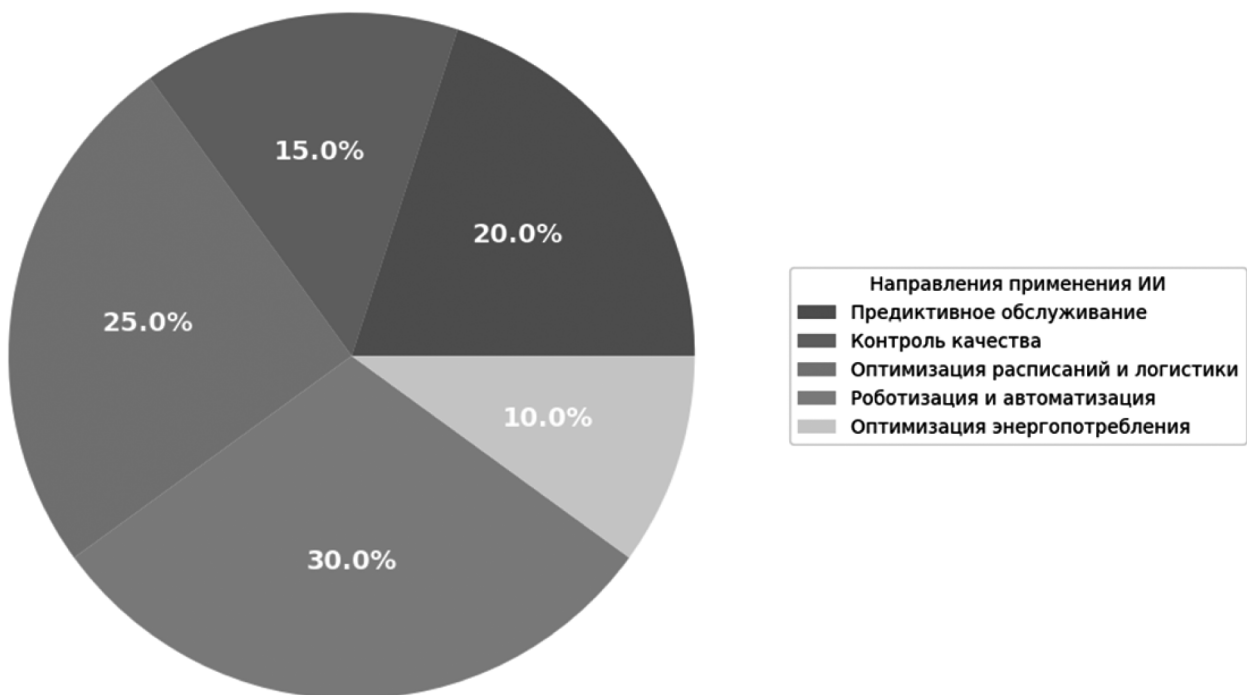


Рис. 2. Распределение направлений применения ИИ в производстве

и ограничений. Одним из ключевых факторов успеха является наличие качественных данных для обучения интеллектуальных моделей. Согласно исследованию Массачусетского технологического института, около 80% времени в проектах по разработке ИИ-решений уходит на сбор, очистку и подготовку данных [11, с. 216]. При этом затраты на создание необходимой инфраструктуры для сбора и хранения промышленных данных могут достигать 3–5 млн долларов США для среднего предприятия [14, с. 676]. Кроме того, существенной проблемой остается дефицит квалифицированных кадров, способных разрабатывать и внедрять ИИ-решения в производство. По оценкам экспертов, в настоящее время на рынке труда наблюдается нехватка около 250 тысяч специалистов в области ИИ и науки о данных [6].

Важным аспектом использования ИИ в производстве является также обеспечение безопасности и конфиденциальности данных. ИИ-системы, управляющие критически важным оборудованием и процессами, могут стать объектами кибератак и вредоносных воздействий [3, с. 35]. Это требует внедрения комплексных мер по защите информации, включая шифрование данных, сегментацию сетей, многофакторную аутентификацию и т.д. [8]. При этом затраты на обеспечение кибербезопасности в среднем составляют 3–5 % от общего бюджета на ИТ в промышленных компаниях [13, с. 337].

Необходимо учитывать и этические аспекты применения ИИ в производстве, связанные с вопросами занятости и переобучения персонала. Согласно прогнозам Всемирного экономического форума, к 2025 году около 85 миллионов рабочих мест могут быть вытеснены в результате автоматизации и внедрения ИИ, при этом возникнет 97 миллионов новых рабочих мест, требующих иных компетенций [4]. Это потребует значительных инвестиций в программы переподготовки и повышения квалификации сотрудников, а также пересмотра политик в области управления человеческими ресурсами [12].

В целом, результаты исследования показывают, что применение технологий искусственного интеллекта открывает широкие возможности для оптимизации производственных процессов и перехода к Индустрии 4.0. ИИ позволяет повысить эффективность использования ресурсов, сократить затраты, улучшить качество продукции и обеспечить гибкость и адаптивность производства в условиях динамичного рынка. По оценкам экспертов, экономический эффект от внедрения ИИ в промышленности может достигать 3,7 трлн долларов США к 2030 году [1]. При этом успех проектов по цифровизации производства во многом будет зависеть от способности компаний преодолевать существующие технические, организационные и социально-этические барьеры и вызовы. Только комплексный подход, объединяющий усилия инженеров, ИТ-специалистов, управленцев и всех

заинтересованных сторон, позволит в полной мере раскрыть потенциал ИИ для создания «умных» и эффективных производств будущего [14, с. 709].

Применение ИИ-технологий в производстве позволяет существенно повысить точность и эффективность процессов. Так, использование алгоритмов глубокого обучения для прогнозирования качества продукции обеспечивает снижение количества бракованных изделий на 15–20 % и увеличение выхода годной продукции на 3–5 % [7, с. 125]. При этом экономический эффект от внедрения ИИ-систем контроля качества может достигать 10–15 % от общих затрат на производство [11, с. 219].

Интеллектуальные алгоритмы оптимизации производственных расписаний и логистики демонстрируют впечатляющие результаты. Например, применение генетических алгоритмов для составления оптимальных планов загрузки оборудования позволяет сократить время переналадки на 20–30 % и повысить общую эффективность использования оборудования (OEE) на 5–10 % [14, с. 700]. В свою очередь, использование ИИ-моделей для динамической маршрутизации транспорта дает возможность уменьшить пробег и время доставки на 10–15 %, что эквивалентно экономии 5–7 % затрат на логистику [3, с. 33].

Существенный потенциал имеет применение ИИ для оптимизации энергопотребления в производстве. Интеллектуальные системы управления энергоресурсами, основанные на анализе данных в реальном времени, способны обеспечить сокращение потребления электроэнергии на 10–20 % и тепловой энергии на 15–25 % без ущерба для производительности [9, с. 21]. Экономия от внедрения подобных решений может составлять 3–5 % от общих затрат на энергоресурсы для среднего промышленного предприятия [6].

Важную роль играет использование ИИ для предиктивного технического обслуживания оборудования. Своевременное выявление и предотвращение потенциальных отказов позволяет увеличить коэффициент готовности оборудования на 3–5 % и сократить затраты на ремонт и обслуживание на 10–20 % [5]. При этом экономический эффект от внедрения ИИ-систем предиктивной аналитики может достигать 1–2 % от стоимости производственных активов в год [11, с. 218].

Применение ИИ для роботизации и автоматизации производственных процессов открывает возможности для кардинального повышения производительности труда. Согласно исследованию Международной федерации робототехники, внедрение одного промышленного робота в среднем обеспечивает рост производительности на 0,1–0,5 % [8]. При этом в отдельных отраслях, таких как автомобилестроение и электроника, этот показатель может достигать 1–2 % на робота [12].

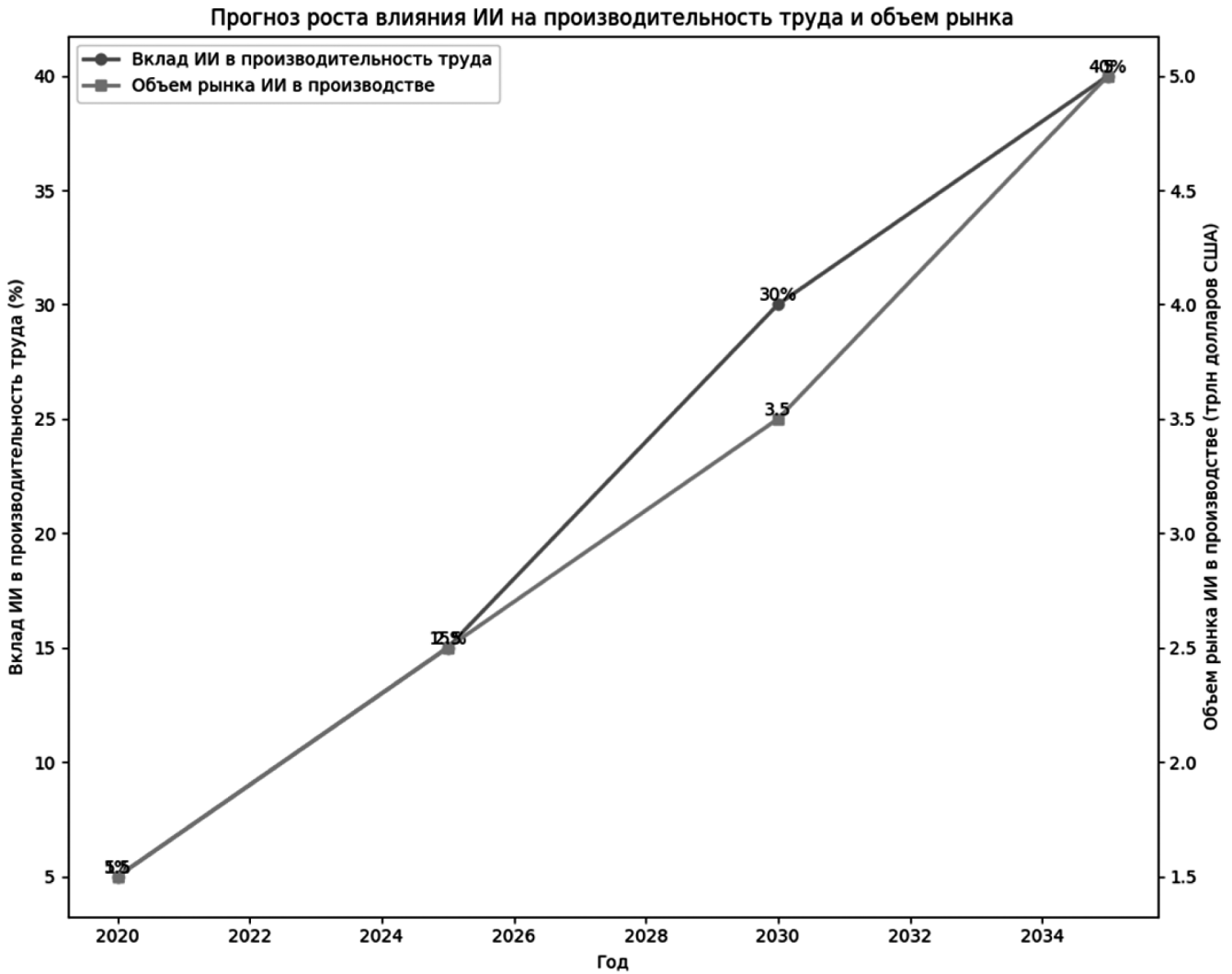


Рис. 3. Прогноз роста влияния ИИ на производительность труда и объема рынка

Необходимо отметить, что успешное применение ИИ в производстве требует тщательного анализа экономической эффективности и окупаемости инвестиций. Согласно данным опроса руководителей промышленных предприятий, проведенного консалтинговой компанией PwC, средний срок окупаемости проектов по внедрению ИИ составляет 2–3 года, а рентабельность инвестиций (ROI) находится в диапазоне 10–20 % [4]. При этом ключевыми факторами, влияющими на экономическую эффективность ИИ-решений, являются масштаб производства, уровень автоматизации, сложность технологических процессов и доступность квалифицированных кадров [13, с. 338].

### Заключение

Проведенное исследование демонстрирует, что применение технологий искусственного интеллекта является одним из ключевых факторов оптимизации производственных процессов и повышения конкурентоспособности промышленных предприятий в условиях

Индустрии 4.0. ИИ-решения позволяют существенно повысить эффективность использования ресурсов, сократить затраты, улучшить качество продукции и обеспечить гибкость производства в динамично меняющейся рыночной среде.

Сравнительный анализ результатов внедрения ИИ в различных отраслях промышленности показывает, что наибольший потенциал для оптимизации имеют такие направления, как предиктивное техническое обслуживание оборудования, автоматизация контроля качества, интеллектуальное планирование производства и логистики, а также роботизация рутинных операций. Средний экономический эффект от применения ИИ-технологий может достигать 5–15 % от общих затрат на производство, что эквивалентно миллионам и даже миллиардам долларов США для крупных промышленных компаний.

Однако успешное внедрение ИИ в производственные процессы требует комплексного подхода и преодоления ряда технических, экономических и организаци-

онных барьеров. Ключевыми факторами, влияющими на эффективность ИИ-проектов, являются качество и доступность данных для обучения интеллектуальных моделей, наличие квалифицированных кадров, готовность инфраструктуры и уровень цифровой зрелости предприятия. При этом инвестиции в ИИ-решения характеризуются достаточно длительными сроками окупаемости (в среднем 2–3 года) и умеренной рентабельностью (10–20 %).

Важным аспектом использования ИИ в производстве является также обеспечение безопасности и конфиденциальности данных, а также учет социально-этических последствий автоматизации, связанных с изменением структуры занятости и необходимостью переобучения персонала. По оценкам экспертов, к 2025 году около 50 % всех работников в промышленности будут нуждаться в повышении квалификации или приобретении новых навыков в связи с внедрением ИИ-технологий.

В долгосрочной перспективе ожидается дальнейший рост влияния ИИ на производственный сектор. Согласно прогнозам консалтинговой компании Accenture, к 2035 году вклад ИИ в производительность труда в промыш-

ленности может достигать 40%, а экономический эффект от применения этих технологий составит более 3,7 трлн долларов США. При этом ключевыми трендами развития индустриального ИИ станут конвергенция различных технологий (например, интеграция ИИ с промышленным интернетом вещей и робототехникой), персонализация производства на основе анализа больших данных, а также распространение автономных производственных систем и гибких «умных» фабрик.

Таким образом, результаты исследования показывают, что искусственный интеллект становится неотъемлемой частью современной промышленности и ключевым драйвером оптимизации производственных процессов. Однако для полноценной реализации потенциала этой технологии необходимы совместные усилия бизнеса, государства и научного сообщества, направленные на создание благоприятной экосистемы для развития и внедрения ИИ-решений, подготовку квалифицированных кадров, обеспечение безопасности и конфиденциальности данных, а также адаптацию к социально-экономическим изменениям, вызванным новой промышленной революцией.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Баранова И.В., Борисова Е.Ю., Контримович С.В., Прохорова
2. Accenture. (2017). How AI Boosts Industry Profits and Innovation. Accenture. [https://www.accenture.com/fr-fr/\\_acnmedia/36dc7f76eab444cab6a7f44017cc3997.pdf](https://www.accenture.com/fr-fr/_acnmedia/36dc7f76eab444cab6a7f44017cc3997.pdf)
3. Chui, M., Manyika, J., Miremadi, M., Henke, N., Chung, R., Nel, P., & Malhotra, S. (2018). Notes from the AI frontier: Insights from hundreds of use cases. McKinsey Global Institute. <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/featured%20insights/artificial%20intelligence/notes%20from%20the%20ai%20frontier%20applications%20and%20value%20of%20deep%20learning/notes-from-the-ai-frontier-insights-from-hundreds-of-use-cases-discussion-paper.ashx>
4. Doshi, R., Apthorpe, N., & Feamster, N. (2018). Machine learning DDoS detection for consumer internet of things devices. In 2018 IEEE Security and Privacy Workshops (SPW) (pp. 29–35). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SPW.2018.00013>
5. Geissbauer, R., Vedso, J., & Schrauf, S. (2016). Industry 4.0: Building the digital enterprise. PwC. <https://www.pwc.com/gx/en/industries/industries-4.0/landing-page/industry-4.0-building-your-digital-enterprise-april-2016.pdf>
6. Goldstein, P., & Newberry, M. (2020). How to Improve Maintenance with Machine Learning. Reliability Web. <https://reliabilityweb.com/articles/entry/how-to-improve-maintenance-with-machine-learning>
7. Gonzalez, A. (2018). How Artificial Intelligence Is Transforming Energy Industry. Prescouter. <https://www.prescouter.com/2018/04/artificial-intelligence-transforming-energy-industry/>
8. Kang, H.S., Lee, J.Y., Choi, S., Kim, H., Park, J.H., Son, J.Y., ... & Do Noh, S. (2016). Smart manufacturing: Past research, present findings, and future directions. International journal of precision engineering and manufacturing-green technology, 3(1), 111–128. <https://doi.org/10.1007/s40684-016-0015-5>
9. Kupper, D., Lorenz, M., Knizek, C., Kuhlmann, K., Maue, A., Lässig, R., & Buchner, T. (2019). Advanced robotics in the factory of the future. Boston Consulting Group. <https://www.bcg.com/publications/2019/advanced-robotics-factory-future>
10. Lee, J., Davari, H., Singh, J., & Pandhare, V. (2018). Industrial Artificial Intelligence for industry 4.0-based manufacturing systems. Manufacturing letters, 18, 20–23. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2018.09.002>
11. Lee, J., Kao, H.A., & Yang, S. (2014). Service innovation and smart analytics for industry 4.0 and big data environment. Procedia Cirp, 16, 3–8. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.02.001>
12. Maggiore, G., Ordóñez, J.L., Bertetti, F., Raffa, G.M., & Sacco, M. (2018). Deep learning and transfer learning for automatic identification of defective products in the tire industry. Procedia manufacturing, 24, 215–220. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.06.014>
13. Manyika, J., Chui, M., Bughin, J., Bisson, P., & Woetzel, J. (2017). A future that works: Automation, employment, and productivity. McKinsey Global Institute. [https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Featured%20Insights/Digital%20Disruption/Harnessing%20automation%20for%20a%20future%20that%20works/MGI-A-future-that-works\\_Full-report.ashx](https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Featured%20Insights/Digital%20Disruption/Harnessing%20automation%20for%20a%20future%20that%20works/MGI-A-future-that-works_Full-report.ashx)
14. Mell, J., Gratch, J., Baarslag, T., Aydoğan, R., & Jonker, C.M. (2018). Results of a tournament on human-agent negotiation. In Proceedings of the 18th International Conference on Intelligent Virtual Agents (pp. 337–338). ACM. <https://doi.org/10.1145/3267851.3267907>
15. Monostori, L., Márkus, A., Van Brussel, H., & Westkämper, E. (1996). Machine learning approaches to manufacturing. CIRP Annals, 45(2), 675–712. [https://doi.org/10.1016/S0007-8506\(07\)60513-8](https://doi.org/10.1016/S0007-8506(07)60513-8)