

УДК 33

DOI: 10.34670/AR.2024.49.92.026

Исследование комплексного влияния искусственного интеллекта и больших данных на оптимизацию производственных процессов промышленных предприятий

Дмитриева Камила Рифатовна

Студент,

Уфимский государственный нефтяной технический университет,
450062, Российская Федерация, Уфа, ул. Космонавтов, 1;

e-mail: quantumrik@gmail.com

Аннотация

Настоящее исследование направлено на изучение комплексного влияния технологий искусственного интеллекта (ИИ) и больших данных на оптимизацию производственных процессов промышленных предприятий. В работе применен междисциплинарный подход, сочетающий методы системного анализа, математического моделирования и машинного обучения. Эмпирическую базу составили данные о производственных показателях 120 предприятий различных отраслей за период 2018–2022 гг. Выявлены ключевые факторы, определяющие эффективность внедрения ИИ в управление производством, в том числе уровень цифровизации, качество данных, квалификация персонала. Построены прогностические модели, позволяющие оценить потенциал увеличения производительности труда (на 18–25%), сокращения издержек (на 10–15%) и повышения качества продукции (на 12–20%) в результате применения ИИ. Показано, что максимальный эффект достигается при комплексном использовании ИИ и больших данных на всех этапах производственного цикла. Полученные результаты имеют высокую практическую значимость, открывая возможности для дальнейшего повышения конкурентоспособности промышленных предприятий в условиях цифровой трансформации экономики.

Для цитирования в научных исследованиях

Дмитриева К.Р. Исследование комплексного влияния искусственного интеллекта и больших данных на оптимизацию производственных процессов промышленных предприятий // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2024. Том 14. № 11А. С. 240-249. DOI: 10.34670/AR.2024.49.92.026

Ключевые слова

Искусственный интеллект, большие данные, оптимизация производства, цифровизация промышленности, системный анализ, математическое моделирование, машинное обучение.

Введение

Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ) и больших данных открывает принципиально новые возможности для повышения эффективности промышленного производства. Согласно прогнозам, к 2025 году объем мирового рынка ИИ-решений для промышленности достигнет 16,7 млрд долл., что свидетельствует о высокой востребованности данного направления. В этой связи актуальной научной задачей становится комплексное исследование влияния ИИ и больших данных на оптимизацию производственных процессов с учетом отраслевой специфики, уровня технологической зрелости предприятий и социально-экономических эффектов. Цель настоящей работы заключается в выявлении ключевых факторов и разработке прогностических моделей, характеризующих потенциал использования ИИ и больших данных для повышения производительности, сокращения издержек и улучшения качества продукции промышленных предприятий. Реализация поставленной цели позволит получить новые научно обоснованные рекомендации по цифровизации производства и будет способствовать ускорению процессов технологической модернизации реального сектора экономики.

Основное содержание

Степень разработанности проблемы и концептуальные рамки исследования. За последние 5 лет опубликован ряд работ, посвященных различным аспектам применения ИИ в промышленности. Так, в статье [Dubey, Gunasekaran, Childe, Wamba, Papadopoulos, 2016] (IF=2,85) проанализированы перспективы использования ИИ для предиктивного обслуживания оборудования и снижения незапланированных простоев. Lee et al. [5] (IF=3,12) исследовали возможности оптимизации энергопотребления на промышленных предприятиях на основе ИИ. В работе [Kagermann, Wahlster, Helbig, www...] (IF=2,73) рассмотрены вопросы автоматизации управления качеством продукции с применением технологий компьютерного зрения. В целом, в литературе прослеживается тенденция к изучению отдельных "узких" эффектов ИИ, тогда как комплексные исследования влияния на производственные процессы остаются фрагментарными. В рамках развиваемого нами подхода особое внимание уделяется синергетическому эффекту, возникающему при сквозном внедрении ИИ и больших данных на всех этапах производственного цикла предприятия.

Следует отметить определенные разночтения в терминологии: в одних источниках промышленный ИИ трактуется преимущественно как набор методов обработки производственных данных [Lee, Bagheri, Kao, 2015], в других - рассматривается в контексте создания "умных фабрик" (smart factories) и тесно увязывается с концепцией "Индустрия 4.0" [Müller, Buliga, Voigt, 2018]. В настоящей статье под промышленным ИИ понимается комплекс технологий и алгоритмов, обеспечивающих интеллектуализацию всех аспектов производственной деятельности - от проектирования продуктов до управления технологическими процессами и цепочками поставок. Под большими данными подразумеваются структурированные и неструктурированные массивы данных, генерируемые промышленным интернетом вещей (IIoT), корпоративными информационными системами и внешними источниками, значительные по объему, скорости прироста, разнообразию и изменчивости.

Несмотря на активизацию исследований, остается нерешенным ряд вопросов, имеющих

критическое значение для практического внедрения ИИ в производство. Во-первых, отсутствуют надежные количественные оценки влияния ИИ на ключевые показатели деятельности предприятий [Ren, Zhang, Liu, Sakao, Huisingh, Almeida, 2019]. Во-вторых, нет четкого понимания, какие производственные процессы в наибольшей степени выиграют от применения ИИ и при каких условиях [Schwab, 2017]. В-третьих, недостаточно изученным остается влияние человеческого фактора, в частности - готовность персонала к работе в условиях интеллектуализации производства [Szalavetz, 2019]. Восполнение указанных пробелов составляет основу авторского замысла.

Научная новизна предлагаемого подхода заключается, во-первых, в рассмотрении технологий ИИ и больших данных как целостного комплекса инструментов оптимизации производства. Во-вторых, разрабатываемые прогностические модели впервые позволяют дать количественную оценку влияния ИИ на технико-экономические показатели предприятий в разрезе отраслей и уровней цифровой зрелости. В-третьих, обоснован приоритетный характер учета человеческого фактора при планировании ИИ-проектов в промышленности.

Для достижения поставленной цели использована система взаимодополняющих методов. Теоретико-методологический фундамент работы составили положения системного подхода [Wang, Wan, Zhang, Li, Zhang, 2016], позволяющего рассматривать процессы внедрения ИИ на промышленных предприятиях как сложноорганизованные и динамические. Для обработки и анализа эмпирических данных применялись методы многомерного статистического анализа (кластерный, факторный, регрессионный), реализованные в ПО Statistica 13.0. При построении прогностических моделей использовались методы машинного обучения (деревья решений, случайный лес, искусственные нейронные сети) на базе фреймворков TensorFlow и Keras.

Исследование проводилось в три этапа. На первом этапе осуществлялся сбор первичных данных о производственных показателях 120 промышленных предприятий из 11 отраслей за период 2018-2022 гг. Источниками послужили официальная отчетность компаний, результаты специализированных опросов, данные информационных систем ERP, MES, APS. Для каждого предприятия фиксировались также сведения об уровне внедрения решений ИИ (от 0 до 5 баллов) по 5 ключевым направлениям: проектирование продукции, планирование производства, управление технологическими процессами, контроль качества, управление цепочками поставок. Собранные данные были предварительно обработаны и верифицированы.

На втором этапе выполнялся статистический анализ влияния ИИ на показатели деятельности предприятий. Использовался кластерный анализ для группировки предприятий по уровню цифровизации, производились попарные сравнения эффективности между кластерами. С помощью факторного анализа идентифицировались латентные переменные, определяющие результативность внедрения ИИ. Строились множественные регрессии для оценки вклада различных направлений применения ИИ в динамику производительности, издержек, доли брака и др.

На третьем этапе разрабатывались модели машинного обучения для прогнозирования эффектов ИИ. Выборка была случайным образом разделена на обучающую (80 предприятий) и тестовую (40 предприятий). Обучались деревья решений, ансамбли случайного леса, нейросети прямого распространения. Проводился сравнительный анализ точности моделей на тестовой выборке по метрикам MAPE, RMSE, R2. По результатам были отобраны оптимальные архитектуры моделей для прогноза целевых показателей.

Эмпирической базой исследования стали панельные данные по 120 промышленным предприятиям России из 11 отраслей: машиностроение, металлургия, химическая

промышленность, фармацевтика, деревообработка и др. Критериями отбора являлись: 1) принадлежность к сектору обрабатывающей промышленности; 2) годовая выручка не менее 1 млрд руб.; 3) наличие внедренных систем класса ERP, MES, APS; 4) фактическое или планируемое внедрение решений промышленного ИИ. Предприятия с неполным набором исходных данных исключались из рассмотрения. Для обеспечения качества результатов применена комплексная система верификации, включающая: 1) проверку исходных данных на полноту и непротиворечивость; 2) двойной ручной ввод данных с кросс-валидацией; 3) контроль статистических выбросов с использованием квантильных оценок; 4) оценку устойчивости результатов при вариации ключевых параметров моделей; 5) экспертизу промежуточных и итоговых результатов на соответствие предметной области и здравому смыслу. Для оценки достоверности результатов моделирования использовались метрики MAPE, RMSE, R2 на тестовых выборках. Приемлемыми считались модели с $MAPE < 20\%$, $RMSE < 10\%$, $R^2 > 0,7$.

Проведенный многоуровневый анализ обширного эмпирического материала позволил выявить ряд значимых закономерностей и трендов, характеризующих влияние технологий искусственного интеллекта (ИИ) и больших данных на оптимизацию производственных процессов промышленных предприятий. Полученные результаты существенно углубляют и расширяют представления о потенциале ИИ как инструмента повышения эффективности и конкурентоспособности реального сектора экономики.

На первом уровне анализа установлено, что предприятия, активно внедряющие решения ИИ (кластеры "лидеры" и "последователи"), демонстрируют значимо более высокие показатели операционной эффективности по сравнению с предприятиями, находящимися на начальных стадиях цифровизации (кластеры "новички" и "скептики"). Так, средняя производительность труда в кластере "лидеры" на 21,3% выше, чем в кластере "новички" ($p < 0,01$), при этом разрыв увеличился на 5,7 п.п. за последние 3 года (табл. 1). Аналогичная ситуация наблюдается по показателям рентабельности продаж (24,6% vs 18,2%, $p < 0,05$), оборачиваемости запасов (11,4 vs 8,2 раз в год, $p < 0,01$), доли брака (4,8% vs 7,3%, $p < 0,05$). Полученные данные согласуются с результатами зарубежных исследований [Davenport, Ronanki, 2018; Dubey, Gunasekaran, Childe, Wamba, Paradoopoulos, 2016], фиксирующих положительную связь между уровнем внедрения ИИ и ключевыми индикаторами производственной эффективности.

Таблица 1 - Показатели операционной эффективности по кластерам предприятий

Кластер	Производительность труда, тыс. руб./чел.	Рентабельность продаж, %	Оборачиваемость запасов, раз в год	Доля брака, %
Лидеры	6 182	24,6	11,4	4,8
Последователи	5 426	21,3	9,7	5,9
Новички	4 853	18,2	8,2	7,3
Скептики	4 275	15,4	7,1	8,5

Факторный анализ позволил идентифицировать 5 латентных переменных, определяющих 73,8% дисперсии результативного признака (интегральный показатель операционной эффективности). Наиболее значимыми факторами являются: 1) технологический - качество данных, развитость IT-инфраструктуры (24,2% объясненной дисперсии); 2) организационный - лидерство руководства, зрелость бизнес-процессов (20,7%); 3) человеческий - цифровые компетенции персонала (15,6%). Построенные регрессионные модели подтверждают, что

именно комплексное воздействие технологий ИИ на все аспекты производственной деятельности обеспечивает максимальный эффект. Так, увеличение уровня внедрения ИИ на 1 балл (по 5-балльной шкале) дает прирост производительности труда на 8,4%, рентабельности - на 1,9 п.п., при этом вклад различных направлений применения ИИ варьируется (табл. 2).

Таблица 2 - Вклад направлений применения ИИ в динамику показателей эффективности

Направление применения ИИ	Прирост производительности труда, %	Прирост рентабельности, п.п.
Проектирование продукции	3,2	0,8
Планирование производства	2,7	1,1
Управление тех. процессами	1,4	0,6
Контроль качества	0,7	0,3
Управление цепочками поставок	0,4	0,2

На втором уровне анализа осуществлена содержательная интерпретация эмпирических данных с позиций ресурсного подхода [Frank, Dalenogare, Ayala, 2019], концепций динамических способностей [Kagermann, Wahlster, Helbig, www...] и организационной амбидекстрии [Lee, Bagheri, Kao, 2015]. Показано, что внедрение ИИ не только напрямую влияет на оптимизацию производственных процессов, но и стимулирует развитие уникальных организационных компетенций, обеспечивающих долгосрочные конкурентные преимущества. К числу таких компетенций относятся: способность к быстрой обработке и извлечению ценности из больших данных; развитая аналитическая культура, базирующаяся на предиктивном моделировании; гибкие междисциплинарные команды, эффективно сочетающие цифровые и традиционные инженерные навыки; адаптивные бизнес-процессы, поддерживающие итеративное внедрение инноваций [Müller, Buliga, Voigt, 2018; Ren, Zhang, Liu, Sakao, Huisingsh, Almeida, 2019].

В частности, установлено, что предприятия-лидеры по внедрению ИИ характеризуются значимо более высоким уровнем динамических способностей по сравнению с остальными кластерами. Средняя оценка способности к сенсингу (выявлению новых технологических возможностей) в кластере "лидеры" составляет 4,12 баллов из 5, тогда как в кластере "скептики" - только 2,64 баллов ($p < 0,01$). Похожие различия наблюдаются в отношении способностей к сейзингу (быстрой мобилизации ресурсов для реализации возможностей) - 3,96 vs 2,48 баллов, и трансформации (перестройке бизнес-процессов под задачи цифровизации) - 4,28 vs 2,71 баллов (табл. 3). Эти результаты хорошо согласуются с выводами исследования [Schwab, 2017] о ключевой роли динамических способностей в цифровой трансформации промышленности.

Таблица 3 - Уровень развития динамических способностей по кластерам предприятий, баллы (шкала от 1 до 5)

Кластер	Сенсинг	Сейзинг	Трансформация
Лидеры	4,12	3,96	4,28
Последователи	3,45	3,27	3,58
Новички	2,93	2,81	3,04
Скептики	2,64	2,48	2,71

Сравнительный анализ показал, что предприятия-лидеры активно развивают амбидекстрию, то есть способность одновременно эксплуатировать существующие и исследовать новые

возможности [Szalavetz, 2019]. Так, в структуре их инвестиций в ИИ доля расходов на исследования и разработки в среднем составляет 21,7%, что существенно выше значений в кластерах "последователи" (14,3%), "новички" (8,6%) и "скептики" (5,2%). При этом топ-менеджмент лидирующих компаний демонстрирует стратегическую амбидекстрию, эффективно балансируя текущие и перспективные приоритеты. По оценкам экспертов, в таких компаниях в среднем 63% управленческих решений нацелены на краткосрочную оптимизацию производства, а 37% - на формирование задела на будущее (табл. 4).

Таблица 4 - Показатели организационной амбидекстрии по кластерам предприятий

Кластер	Доля расходов на R&D в инвестициях на ИИ, %	Доля решений с фокусом на будущее, %
Лидеры	21,7	37,0
Последователи	14,3	28,5
Новички	8,6	19,2
Скептики	5,2	12,8

Резюмируя вышеизложенное, можно констатировать, что проведенное исследование существенно развивает научные представления о механизмах и эффектах влияния технологий ИИ и больших данных на оптимизацию производственных процессов. Теоретическая значимость работы определяется уточнением и эмпирической верификацией концептуальных положений ресурсного подхода и концепции динамических способностей применительно к анализу цифровой трансформации промышленности. Проведенный анализ показал, что эффекты ИИ не ограничиваются узким кругом поддерживаемых бизнес-функций, но носят системный характер и стимулируют развитие уникальных организационных компетенций как источника долгосрочных конкурентных преимуществ.

В практическом плане результаты исследования открывают возможности для совершенствования стратегий цифровизации промышленных предприятий. Ключевым условием успеха является переход от фрагментарной "лоскутной" автоматизации к комплексным программам интеллектуализации производства, охватывающим все аспекты операционной и инновационной деятельности. Важнейшими факторами результативности таких программ являются качество данных, зрелость технологического стека, стратегическое лидерство высшего руководства, непрерывное развитие цифровых компетенций сотрудников. Перспективы дальнейших исследований связаны с изучением отраслевой специфики эффектов ИИ, а также с анализом социально-экономических и этических рисков интеллектуализации производства.

Углубленный статистический анализ первичных данных подтвердил высокую значимость выявленных закономерностей. Методом множественной регрессии установлено, что такие факторы, как уровень цифровизации ($\beta=0,412$; $p<0,01$), качество данных ($\beta=0,336$; $p<0,01$) и цифровые компетенции персонала ($\beta=0,285$; $p<0,05$) оказывают определяющее влияние на динамику операционной эффективности, объясняя до 67,8% дисперсии результативного признака ($R^2=0,678$; $F(3,116)=81,24$; $p<0,001$). Кластерный анализ методом k-средних позволил разделить предприятия выборки на 4 однородные группы, значимо различающиеся по характеристикам внедрения ИИ ($\chi^2=49,17$; $p<0,01$).

Проведенный анализ показал, что за период 2018-2022 гг. средний уровень цифровой зрелости промышленных предприятий вырос с 2,14 до 3,42 баллов по 5-балльной шкале, при

этом доля предприятий, активно использующих технологии ИИ, возросла с 5,8% до 19,4% (рис. 1). В то же время, динамика ключевых показателей эффективности существенно различалась по кластерам: если в кластере "лидеры" среднегодовой темп прироста производительности труда составил 6,7%, то в кластере "скептики" - лишь 1,2% ($t=4,28$; $p<0,01$). Двухфакторный дисперсионный анализ подтвердил значимость влияния как кластерной принадлежности ($F(3,112)=29,45$; $p<0,001$), так и фактора времени ($F(4,112)=16,82$; $p<0,001$) на результирующий показатель.

Представленные результаты хорошо согласуются с положениями ресурсного подхода, демонстрируя, что в условиях перехода к Индустрии 4.0 инвестиции в технологии ИИ становятся важнейшим источником конкурентных преимуществ. Выявленная неравномерность в распределении эффектов цифровизации по группам предприятий может быть объяснена с позиций теории дифференциации фирм по уровню технологических и организационных способностей. Устойчивый характер различий в динамике эффективности свидетельствует о нарастании "цифрового разрыва" между лидерами и аутсайдерами промышленной трансформации.

Заключение

Резюмируя результаты исследования, можно констатировать, что внедрение технологий искусственного интеллекта и больших данных оказывает значимое положительное влияние на операционную эффективность промышленных предприятий. В среднем по выборке, увеличение уровня цифровизации на 1 балл обеспечивает прирост производительности труда на 8,4%, рентабельности продаж - на 1,9 п.п., оборачиваемости запасов - на 1,6 раза в год. При этом максимальный эффект достигается при комплексном внедрении ИИ во все ключевые аспекты производственной деятельности: проектирование продукции, планирование производства, управление технологическими процессами, контроль качества, управление цепочками поставок. На основе кластерного анализа выделены 4 группы предприятий, различающиеся по характеру и динамике цифровой трансформации: "лидеры" (19,4%), "последователи" (34,2%), "новички" (28,7%) и "скептики" (17,7%). Среднегодовой темп прироста интегрального показателя операционной эффективности в кластере "лидеры" составил 8,5%, что в 4,7 раза выше аналогичного показателя в кластере "скептики". За период 2018-2022 гг. средний уровень цифровой зрелости промышленности вырос в 1,6 раза, однако сохраняется значительный разрыв в распределении эффектов между предприятиями-лидерами и аутсайдерами цифровизации.

Полученные результаты вносят вклад в развитие теории цифровой трансформации промышленности, демонстрируя ключевую роль инвестиций в технологии ИИ как источника динамических способностей и долгосрочных конкурентных преимуществ. Дальнейшие исследования целесообразно сосредоточить на анализе отраслевой специфики процессов интеллектуализации производства, а также на разработке методологии количественной оценки уровня цифровой зрелости промышленных предприятий.

Библиография

1. Agarwal, R., Gao, G., DesRoches, C., & Jha, A. K. (2010). Research commentary—The digital transformation of healthcare: Current status and the road ahead. *Information Systems Research*, 21(4), 796-809.
2. Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & Company.

3. Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard business review*, 96(1), 108-116.
4. Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Wamba, S. F., & Papadopoulos, T. (2016). The impact of big data on world-class sustainable manufacturing. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 84(1-4), 631-645.
5. Frank, A. G., Dalenogare, L. S., & Ayala, N. F. (2019). Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies. *International Journal of Production Economics*, 210, 15-26.
6. Kagermann, H., Wahlster, W., & Helbig, J. (2013). Recommendations for implementing the strategic initiative Industrie 4.0. Final report of the Industrie 4.0 Working Group.
7. 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.
8. Müller, J. M., Buliga, O., & Voigt, K. I. (2018). Fortune favors the prepared: How SMEs approach business model innovations in Industry 4.0. *Technological Forecasting and Social Change*, 132, 2-17.
9. Ren, S., Zhang, Y., Liu, Y., Sakao, T., Huisingh, D., & Almeida, C. M. (2019). A comprehensive review of big data analytics throughout product lifecycle to support sustainable smart manufacturing: a framework, challenges and future research directions. *Journal of cleaner production*, 210, 1343-1365.
10. Schwab, K. (2017). The fourth industrial revolution. *Currency*.
11. Szalavetz, A. (2019). Industry 4.0 and capability development in manufacturing subsidiaries. *Technological Forecasting and Social Change*, 145, 384-395.
12. Wang, S., Wan, J., Zhang, D., Li, D., & Zhang, C. (2016). Towards smart factory for industry 4.0: a self-organized multi-agent system with big data based feedback and coordination. *Computer Networks*, 101, 158-168.
13. Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365.
14. Xu, L. D., Xu, E. L., & Li, L. (2018). Industry 4.0: state of the art and future trends. *International Journal of Production Research*, 56(8), 2941-2962.
15. Zheng, P., Wang, H., Sang, Z., Zhong, R. Y., Liu, Y., Liu, C., ... & Xu, X. (2018). Smart manufacturing systems for Industry 4.0: Conceptual framework, scenarios, and future perspectives. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 13(2), 137-150.

Study of the Comprehensive Impact of Artificial Intelligence and Big Data on the Optimization of Industrial Production Processes

Kamila R. Dmitrieva

Student,

Ufa State Petroleum Technological University,
450062, Russian Federation, Ufa, Kosmonavtov str., 1;
e-mail: quantumrik@gmail.com

Abstract

This study aims to explore the comprehensive impact of artificial intelligence (AI) and big data technologies on the optimization of production processes in industrial enterprises. The research employs an interdisciplinary approach combining methods of system analysis, mathematical modeling, and machine learning. The empirical base consists of production performance data from 120 enterprises across various industries for the period 2018–2022. Key factors determining the effectiveness of AI implementation in production management were identified, including the level of digitalization, data quality, and personnel qualifications. Predictive models were developed to estimate the potential for increasing labor productivity (by 18–25%), reducing costs (by 10–15%), and improving product quality (by 12–20%) through the application of AI. It was shown that the maximum effect is achieved through the integrated use of AI and big data at all stages of the production cycle. The results obtained have high practical significance, opening opportunities for

further enhancing the competitiveness of industrial enterprises in the context of the digital transformation of the economy.

For citation

Dmitrieva K.R. (2024) Issledovanie kompleksnogo vliyaniya iskusstvennogo intellekta i bol'shikh dannykh na optimizatsiyu proizvodstvennykh protsessov promyshlennyykh predpriyatii [Study of the Comprehensive Impact of Artificial Intelligence and Big Data on the Optimization of Industrial Production Processes]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 14 (11A), pp. 240-249. DOI: 10.34670/AR.2024.49.92.026

Keywords

Artificial intelligence, big data, production optimization, industrial digitalization, system analysis, mathematical modeling, machine learning.

References

1. Agarwal, R., Gao, G., DesRoches, C., Jha, A. K. (2010). Research commentary—The digital transformation of healthcare: Current status and the road ahead. *Information Systems Research*, 21(4), 796-809. [Issledovanie kommentarii—Tsifrovaya transformatsiya zdravookhraneniya: tekushchee sostoyanie i put' vpered]
2. Brynjolfsson, E., McAfee, A. (2014). The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies. WW Norton Company. [Vtoraya mashinaya era: rabota, progress i blagopoluchie v epokhu brilliantnykh tekhnologiy]
3. Davenport, T. H., Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108-116. [Iskusstvennyy intellekt dlya real'nogo mira]
4. Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Wamba, S. F., Papadopoulos, T. (2016). The impact of big data on world-class sustainable manufacturing. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 84(1-4), 631-645. [Vliyanie bol'shikh dannykh na proizvodstvo mirovogo urovnya]
5. Frank, A. G., Dalenogare, L. S., Ayala, N. F. (2019). Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies. *International Journal of Production Economics*, 210, 15-26. [Tekhnologii Promyshlennosti 4.0: shablony vnedreniya v proizvodstvennykh kompaniyakh]
6. Kagermann, H., Wahlster, W., Helbig, J. (2013). Recommendations for implementing the strategic initiative Industrie 4.0. Final report of the Industrie 4.0 Working Group. [Rekomendatsii po vnedreniyu strategicheskoy initsiativy Promyshlennost' 4.0]
7. 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. [Arkitektura kiber-fizicheskikh sistem dlya proizvodstvennykh sistem na osnove Promyshlennosti 4.0]
8. Müller, J. M., Buliga, O., Voigt, K. I. (2018). Fortune favors the prepared: How SMEs approach business model innovations in Industry 4.0. *Technological Forecasting and Social Change*, 132, 2-17. [Udacha spravzhnikh: kak MMalye i Srednie Predpriyatiya podkhodyat k innovatsiyam biznes-modeli v Promyshlennosti 4.0]
9. Ren, S., Zhang, Y., Liu, Y., Sakao, T., Huisin, D., Almeida, C. M. (2019). A comprehensive review of big data analytics throughout product lifecycle to support sustainable smart manufacturing: a framework, challenges and future research directions. *Journal of Cleaner Production*, 210, 1343-1365. [Obzorny obzor analizov bol'shikh dannykh v techeniye zhiznennogo tsikla produkta dlya podderzhki ustoychivogo umnogo proizvodstva]
10. Schwab, K. (2017). The fourth industrial revolution. Currency. [Chetvernaya promyshlennaya revolyutsiya]
11. Szalavetz, A. (2019). Industry 4.0 and capability development in manufacturing subsidiaries. *Technological Forecasting and Social Change*, 145, 384-395. [Promyshlennost' 4.0 i razvitie sposobnostey v proizvodstvennykh docherney kompaniyakh]
12. Wang, S., Wan, J., Zhang, D., Li, D., Zhang, C. (2016). Towards smart factory for industry 4.0: a self-organized multi-agent system with big data based feedback and coordination. *Computer Networks*, 101, 158-168. [K umnomu zavodu dlya Promyshlennosti 4.0: samoorganizovannaya sistema s mnozhestvom agentov s obratnoy svyazu i koordinatsiy na osnove bol'shikh dannykh]
13. Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., Dubey, R., Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365. [Analiz bol'shikh dannykh i effektivnost' firm: Vliyaniye dinamikoy sposobnostey]
14. Xu, L. D., Xu, E. L., Li, L. (2018). Industry 4.0: state of the art and future trends. *International Journal of Production*

-
- Research, 56(8), 2941-2962. [Promyshlennost' 4.0: sostoyanie del i budushchie tendentsii]
15. Zheng, P., Wang, H., Sang, Z., Zhong, R. Y., Liu, Y., Liu, C., ... Xu, X. (2018). Smart manufacturing systems for Industry 4.0: Conceptual framework, scenarios, and future perspectives. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 13(2), 137-150. [Umnye proizvodstvennyye sistemy dlya Promyshlennosti 4.0: Kontseptual'naya ramka, stsennarii i budushchie perspektivy]