



ИЮНЬ 2026 | ВЫПУСК №2

КИБЕРНАУКА

МЕЖДУНАРОДНЫЙ НАУЧНЫЙ
ЭЛЕКТРОННЫЙ ЖУРНАЛ



<http://cybernauka.ru/>

**НАУЧНАЯ ОБЩЕСТВЕННАЯ ОРГАНИЗАЦИЯ
ПРОФЕССИОНАЛЬНАЯ НАУКА**

КИБЕРНАУКА

МЕЖДУНАРОДНЫЙ НАУЧНЫЙ ЭЛЕКТРОННЫЙ ЖУРНАЛ

№ 2/2026

www.cybernauka.ru

Нижний Новгород, 2026

УДК 004

ББК 30

Международный научный электронный журнал «Кибернаука», Нижний Новгород:
НОО «Профессиональная наука» - №2 - 2026. – 41 с.

ISSN 3033-8131

Статьи журнала содержат информацию, охватывающие исследования в области взаимодействия человека, технологий и социокультурной среды в условиях цифровой трансформации.

Журнал открыт для исследователей, преподавателей, аспирантов и практиков, заинтересованных в осмыслении роли технологий в современном мире.

Все включенные в журнал статьи прошли научное рецензирование и опубликованы в том виде, в котором они были представлены авторами. За содержание статей ответственность несут авторы.

Электронная версия журнала находится в свободном доступе на сайте www.cybernauka.ru

УДК 004

ББК 30

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ

Краснова Наталья Александровна — кандидат экономических наук, доцент, руководитель НОО «Профессиональная наука»

РЕДАКЦИОННЫЙ СОВЕТ

1. **Тойгамбаев Серик Кокибаевич** — кандидат технических наук, доцент. Член Союза журналистов России, Академик Международной общественной академии экологической безопасности природообустройства (МОАЭБП). профессор кафедры техническая эксплуатация технологических машин и оборудования природообустройства, РГАУ-МСХА им. К.А. Тимирязева

2. **Сагитов Рамиль Фаргатович** — кандидат технических наук, доцент, заместитель директора по научной работе в ООО «Научно-исследовательский и проектный институт экологических проблем», г. Оренбург

3. **Бюллер Елена Александровна** — кандидат экономических наук, доцент. ФГБОУ ВО «Адыгеский государственный университет»

4. **Тимчук Оксана Григорьевна** — кандидат экономических наук, доцент кафедры «Экономики и цифровых бизнес-технологий». Иркутский национальный исследовательский технический университет

5. **Тихалева Елена Юрьевна** — кандидат юридических наук, доцент. Сотрудник Академии ФСО России

6. **Краснов Андрей Николаевич** — специалист в области математики, физики, программирования, старший программист АО «Intel»

**Материалы печатаются с оригиналов, поданных в оргкомитет,
ответственность за достоверность информации несут авторы статей**

© НОО Профессиональная наука, 2015-2026

Оглавление

СОЦИАЛЬНАЯ КИБЕРНЕТИКА И ЦИФРОВАЯ СОЦИОЛОГИЯ 6

Деркович В. Д. Анализ современного состояния цифровизации промышленности.....6

Коршакова К.А. Показательное распределение времени обработки офисных запросов: оценка эффекта от внедрения ИИ-ассистентов14

Шакура А.С. Вероятностная оценка надёжности ии-ассистентов в офисных службах: применение распределения Пуассона22

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ..... 28

Габдерахманов В.М., Рогачев А.Ф. Применение жидкостных нейросетей с жидкой временной константой для сегментации болезней растений в условиях доменного сдвига.....28

Линючев В.Ф. Искусственный интеллект как инструмент повышения производительности труда в банковской сфере.....35

СОЦИАЛЬНАЯ КИБЕРНЕТИКА И ЦИФРОВАЯ СОЦИОЛОГИЯ

УДК 658.012.2:004

**Деркович В. Д. Анализ современного состояния цифровизации
промышленности**

Analysis of the Current State of Industry Digitalization

Деркович Вера Дмитриевна,

студент факультета маркетинга, менеджмента, предпринимательства,
Белорусский национальный технический университет

Научный руководитель: **Карпович Виктор Францевич,**

доцент кафедры

«Экономика и управление инновационными проектами в промышленности»,
Белорусский национальный технический университет

Dzerkovich Vera

Student, Faculty of Marketing, Management and Entrepreneurship,
Belarusian National University of Technology.

Scientific Supervisor: Karpovich Viktor,

Associate Professor,

Department of Economics and Management of Innovative Projects in Industry,
Belarusian National University of Technology.

Аннотация. Цель исследования заключается в анализе современного состояния цифровизации промышленности в условиях развития цифровой экономики и концепции «Индустрия 4.0». В работе рассмотрены основные направления цифровой трансформации промышленного производства, включая внедрение технологий искусственного интеллекта, промышленного интернета вещей, больших данных, цифровых двойников, роботизированных систем и облачных технологий. Проанализированы тенденции развития цифрового сектора Республики Беларусь, выявлены основные результаты и проблемы цифровизации промышленных предприятий. Сделан вывод о том, что цифровая трансформация является важнейшим фактором повышения эффективности, конкурентоспособности и устойчивости промышленного производства.

Ключевые слова: цифровизация промышленности, цифровая трансформация, Индустрия 4.0, искусственный интеллект, промышленный интернет вещей, цифровые двойники, роботизация, цифровая экономика.

Abstract. The purpose of the study is to analyze the current state of digitalization of industry in the context of the development of the digital economy and the concept of "Industry 4.0". The paper considers the main directions of digital transformation of industrial production, including the introduction of artificial intelligence technologies, the industrial Internet of things, big data, digital twins, robotic systems and cloud technologies. The trends in the development of the digital sector of the Republic of Belarus are analyzed, the main results and problems of digitalization of industrial enterprises are identified. It is concluded that digital transformation is the most important factor in increasing the efficiency, competitiveness and sustainability of industrial production.

Keywords: digitalization of industry, digital transformation, Industry 4.0, artificial intelligence, industrial Internet of things, digital twins, robotization, digital economy.

Рецензент: Сагитов Рамиль Фаргатович - кандидат технических наук, доцент. Заместитель директора, главный научный сотрудник. ООО «Научно-исследовательский проектный институт «Промышленное и гражданское строительство»

Введение.

В современных условиях цифровое преобразование выступает одним из главных двигателей глобальной экономики и промышленного сектора. Интенсивное внедрение инфокоммуникационных технологий, искусственного интеллекта, массивов данных и производственного интернета вещей задаёт новые принципы организации выпуска продукции и управления компаниями. Как следствие, осуществляется переход к парадигме «Четвёртая промышленная революция», которая строится на слиянии цифровых решений с производственными операциями.

Цифровизация индустрии ведёт к росту эффективности труда, сокращению расходов, улучшению характеристик продукции и усилению рыночных позиций компаний. Вместе с тем цифровая трансформация требует серьёзных вложений, формирования мощной цифровой базы и подготовки специалистов высокой квалификации. Поэтому всё более значимым становится изучение текущего положения цифровизации в промышленности, определение центральных направлений её развития, а также анализ выгод и барьеров, связанных с внедрением цифровых решений.

Задача данного исследования заключается в анализе текущего положения цифровой трансформации индустрии, рассмотрении основных технологий этого процесса, а также выявлении ключевых итогов и трудностей, связанных с их применением в производственной сфере.

Объектом исследования являются процессы цифровизации промышленности в условиях развития цифровой экономики.

Предметом исследования выступают современные технологии, тенденции и результаты цифровой трансформации промышленного производства.

В работе использовались методы анализа, сравнения, обобщения и систематизации научной информации, а также статистический анализ данных. Информационную основу исследования составили научные публикации и официальные статистические материалы, характеризующие развитие цифровизации промышленности.

Результаты и обсуждение.

Цифровизация индустриального сектора выступает одним из ключевых векторов глобальной экономической эволюции и служит фундаментом для становления новой парадигмы промышленного производства, известной как «Индустрия 4.0». Эта модель подразумевает внедрение передовых цифровых решений в производственные цепочки, формирование умных производственных комплексов и переход к управлению, ориентированному на анализ данных. В нынешних реалиях цифровая модернизация

становится неотъемлемым условием для роста операционной эффективности предприятий, усиления их конкурентных преимуществ и достижения долгосрочной стабильности.

За последние несколько лет цифровые технологии кардинально трансформировали методы управления производственными процессами. Если раньше автоматизация в основном касалась лишь отдельных этапов работы, то теперь цифровизация пронизывает весь жизненный цикл изделия – начиная с разработки и закупки материалов и заканчивая выпуском, доставкой, продажей и послепродажным обслуживанием. В итоге создаётся единая цифровая среда компании, которая обеспечивает постоянный обмен данными между всеми участниками производственной цепочки.

Современная стадия цифровой трансформации индустрии отличается массовым применением решений на базе искусственного интеллекта, промышленного интернета вещей (Industrial Internet of Things, IIoT), анализа крупных массивов данных (Big Data), вычислительных мощностей в облаке, виртуальных копий реальных объектов, автоматизированных роботизированных систем, а также интеллектуальных инструментов для помощи в принятии решений. Благодаря внедрению этих технологий компании способны значительно нарастить эффективность труда, уменьшить эксплуатационные расходы, повысить качество производимой продукции и улучшить рациональность использования ресурсов. Ключевые технологии цифровизации промышленности представлены в таблице 1.

Таблица 1

Ключевые технологии цифровизации промышленности

Технология	Основные возможности
Искусственный интеллект	Анализ данных, прогнозирование, поддержка принятия решений
Big Data	Обработка больших массивов информации
Промышленный интернет вещей	Мониторинг оборудования и процессов в реальном времени
Технология	Основные возможности
Цифровые двойники	Моделирование и оптимизация производственных систем
Роботизация	Автоматизация производственных операций
Облачные технологии	Централизованное хранение и обработка данных
ERP- и MES-системы	Интеграция и управление производственными процессами

Источник: [1].

Одной из ключевых черт нынешнего этапа индустриального развития является смена традиционных методов управления на подходы, основанные на данных (Data-Driven Management). В таких обстоятельствах информация превращается в стратегически важный актив компании, а успех её работы всё сильнее зависит от того, насколько хорошо организация может собирать, обрабатывать и применять сведения для выработки управленческих решений. Системы искусственного интеллекта дают возможность обрабатывать крупные массивы производственных данных, находить скрытые закономерности, предсказывать итоги деятельности и подбирать наилучшие варианты для решения задач управления [1].

Оценить масштабы развития цифровой экономики в Республике Беларусь позволяют официальные статистические данные Белстата. Согласно данным национальной статистики, количество организаций цифровой экономики в стране демонстрирует устойчивую положительную динамику. Если в 2019 году их насчитывалось 6 194 единицы, то в 2024 году данный показатель достиг 8 533 организаций, увеличившись почти на 38 %. Наиболее значительный рост наблюдается в секторе цифровой торговли, где количество организаций возросло с 777 в 2019 году до 2 107 в 2024 году. Одновременно сектор информационно-коммуникационных технологий сохраняет лидирующие позиции по числу организаций и насчитывает 5 462 субъекта хозяйствования. Сектор контента и средств массовой информации остается относительно стабильным и включает 964 организации. Динамика количества организаций цифровой экономики Республики Беларусь представлена в таблице 2.

Таблица 2

Динамика количества организаций цифровой экономики Республики Беларусь

Показатель	2019 г.	2020 г.	2021 г.	2022 г.	2023 г.	2024 г.	Средне- годовой темп роста, %
Организации цифровой экономики, ед.	6 194	7 899	6 741	6 967	7 807	8 533	106,6
Сектор ИКТ, ед.	3 962	4 492	4 996	5 202	5 415	5 462	106,6
Сектор контента и СМИ, ед.	998	987	968	988	963	964	99,3
Цифровая торговля, ед.	1 234	788	777	777	1 429	2 107	111,3

Источник: составлено автором по данным Белстата [2].

Положительная динамика свидетельствует о расширении цифрового сектора белорусской экономики и постепенном распространении цифровых технологий в различных сферах деятельности. При этом основным драйвером роста выступает

цифровая торговля, тогда как сектор ИКТ развивается более умеренными темпами. Подобная структура показывает, что цифровизация в Беларуси постепенно выходит за рамки исключительно информационно-технологической отрасли и охватывает традиционные сектора экономики, способствуя развитию электронных платформ, интернет-коммерции и цифровых сервисов.

Дополнительно система национальных статистических показателей цифровой экономики, разработанная Белстатом, включает показатели использования современных цифровых технологий организациями Республики Беларусь. В частности, осуществляется мониторинг внедрения технологий искусственного интеллекта, интернета вещей, больших данных, цифровых двойников, облачных вычислений и других цифровых решений. Это свидетельствует о переходе от оценки количественных параметров цифрового сектора к комплексному анализу цифровой трансформации экономики и уровня использования цифровых технологий субъектами хозяйствования [2].

Одним из многообещающих направлений цифровой трансформации выступает применение цифровых двойников. Эта технология подразумевает разработку виртуальной копии существующего производственного объекта, с помощью которой можно имитировать разнообразные производственные сценарии, не оказывая влияния на функционирование настоящего оснащения. Внедрение цифровых двойников ведёт к уменьшению расходов на проектные работы, улучшению производительности при использовании техники и сокращению вероятности появления производственных угроз [3, с. 155].

Роботизация производственных процессов занимает ключевое место в цифровом преобразовании промышленности. Современные роботизированные системы могут осуществлять множество различных операций с исключительной точностью и при минимальном вмешательстве человека. Благодаря этому удаётся уменьшить воздействие человеческого фактора, улучшить качество выпускаемой продукции и гарантировать устойчивость производственных циклов. Основные результаты цифровизации промышленного производства представлены в таблице 3.

Таблица 3

Основные результаты цифровизации промышленного производства

Направление	Получаемый эффект
Производство	Рост производительности труда
Логистика	Сокращение сроков поставок
Управление	Повышение качества управленческих решений
Контроль качества	Снижение уровня брака
Эксплуатация оборудования	Сокращение простоев
Инновационная деятельность	Ускорение разработки новых продуктов

Источник: [4].

В Республике Беларусь цифровая трансформация промышленности тоже становится приоритетной задачей. Правительство страны делает ставку на становление цифровой экономики, активизацию инновационной работы заводов и интеграцию новейших IT-решений в сферу производства. Особый акцент сделан на роботизации производственных цепочек, строительстве цифровой инфраструктуры и подготовке базы для использования алгоритмов искусственного интеллекта [4].

Белорусские заводы и фабрики шаг за шагом осваивают ERP-системы, электронный документооборот, цифровые платформы для управления производством и инструменты интеллектуального анализа данных. Чаще всего такие цифровые технологии внедряются на крупных предприятиях машиностроения, химической отрасли и энергетического сектора. При этом степень цифровизации компаний сильно варьируется в зависимости от их сферы деятельности, масштабов бизнеса и размера вложенных средств.

Дополнительным драйвером цифровой трансформации служит ориентация на принципы устойчивого развития и концепцию экономики с замкнутым циклом. Сегодняшние цифровые решения дают возможность вести контроль над расходом ресурсов, проводить анализ экологических параметров работы компаний и снижать вред, наносимый производством окружающей среде. Особую значимость эти вопросы обретают на фоне увеличения количества отходов, образующихся в процессе производства и потребления [5]. Как показывают данные глобальных исследований, ежегодный объем электронного мусора на планете превышает 50 миллионов тонн, поэтому необходимо улучшать механизмы управления жизненными циклами товаров и внедрять цифровые системы для отслеживания ресурсопотребления.

Несмотря на то, что цифровая трансформация промышленных предприятий демонстрирует положительные сдвиги, в этой сфере всё ещё существует целый ряд сдерживающих факторов. Ключевыми препятствиями можно назвать дороговизну цифровых продуктов, нехватку кадров, разбирающихся в IT и искусственном интеллекте, слабую взаимосвязь между разными информационными платформами, а также трудности с измерением результативности внедряемых цифровых инструментов. Помимо этого, всё более остро встают вопросы, связанные с информационной безопасностью и защитой конфиденциальных данных, так как постоянный рост цифровых объёмов неизбежно ведёт к возрастанию вероятности кибератак [6]. Основные проблемы цифровизации промышленности представлены в таблице 4.

Таблица 4

Основные проблемы цифровизации промышленности

Проблема	Проявление
Высокие затраты	Значительные инвестиции в цифровую инфраструктуру
Дефицит кадров	Недостаток специалистов по ИИ и аналитике данных
Интеграция систем	Несовместимость программных решений
Кибербезопасность	Рост количества цифровых угроз

Источник: [6].

Таким образом, нынешний этап цифровизации промышленности отличается активным распространением технологий четвёртой промышленной революции, наращиванием применения искусственного интеллекта, внедрением цифровых платформ и умных производственных систем. Цифровое преобразование способствует росту производственной эффективности, укреплению устойчивости логистических цепочек и повышению конкурентоспособности компаний. В то же время для успешного продвижения цифровизации необходимо решить целый ряд организационных, технологических и кадровых вопросов, направленных на создание полноценной цифровой среды на промышленном предприятии.

В ходе выполненного исследования выяснилось, что цифровая трансформация производства выступает ключевым драйвером роста производительности и конкурентных преимуществ компаний. Было определено, что самыми востребованными инструментами являются системы искусственного интеллекта, промышленный интернет вещей, аналитика больших данных, виртуальные прототипы и внедрение роботизированных решений. Однако на пути цифрового перехода стоят такие барьеры, как значительные финансовые издержки, нехватка специалистов с нужной квалификацией и угрозы, связанные с кибербезопасностью.

Заключение.

В рамках проведённого исследования была дана оценка текущему уровню цифровой трансформации промышленного сектора и выделены ключевые векторы её дальнейшего развития. Выявлено, что применение цифровых решений ведёт к увеличению производительности труда, улучшению качества выпускаемых товаров и оптимизации управленческих процессов. Для обеспечения устойчивого прогресса цифровизации требуется наращивание цифровой инфраструктуры, обучение квалифицированных кадров и усиление мер по защите информационных систем предприятий.

Библиографический список

1. Derkovich, V. D. Development of flexible forms of employment (GIg-economy) / V. D. Derkovich, N. P. Bulanova // Наука – практике : программа VII Междунар. науч.-практ. конф., Барановичи, 21 мая 2026 г. / Баранович. гос. ун-т ; редкол.: А. Н. Унсович (гл. ред.) [и др.]. – Барановичи : БарГУ, 2026. – С. 11.
2. Национальный статистический комитет Республики Беларусь. Показатели цифровой экономики. – URL: <https://dataportal.belstat.gov.by/osids/indicator-info/10306000012> (дата обращения: 15.06.2026).
3. Карпович, В. Ф. Направления цифровизации деятельности промышленных организаций в Беларуси / В. Ф. Карпович // Экономические исследования и разработки. – 2023. – № 2. – С. 148-156. – DOI 10.54092/25420208_2023_2_148.
4. Влияние инноваций на эффективность деятельности предприятий – URL: https://studopedia.ru/19_293383_vliyanie-innovatsiy-na-effektivnost-deyatelnosti-predpriyatij.html (дата обращения: 15.06.2026).
5. Деркович, В. Д. Влияние научно-технического прогресса на жизненный цикл продукции и развитие циркулярной экономики / В. Д. Деркович // Об итогах XXXII Республиканского конкурса научных работ студентов : приказ Министерства образования Республики Беларусь от 12 марта 2026 г. № 97. – URL: <http://www.sws.bsu.by/Архив/Архив2025/Приказ%20от%2012.03.2026%20№%2097.pdf> (дата обращения: 15.06.2026).
6. Кирилов Х. О. Проблемы и направления совершенствования цифровизации промышленного производства // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Экономика. Управление. Право. 2023. Т. 23, вып. 3. С. 293-298. <https://doi.org/10.18500/1994-2540-2023-23-3-293-298>, EON: RYWPZR.

УДК 331.101.3:519.2:004.8

Коршакова К.А. Показательное распределение времени обработки офисных запросов: оценка эффекта от внедрения ИИ-ассистентов

Exponential distribution of office request processing time:
evaluating the impact of AI assistant implementation

Коршакова Ксения Алексеевна

студент факультета маркетинга, менеджмента, предпринимательства,
Белорусский национальный технический университет

Научный руководитель: **Филиченок А.Е.**

старший преподаватель кафедры «Бизнес-администрирование»
Белорусский национальный технический университет

Karshakova Kseniya Alekseevna

Student of the Faculty of Marketing, Management, and Entrepreneurship Belarusian National
Technical University

Science adviser: A. E. Filichyonok,

Senior Lecturer at the Department of Business Administration
Belarusian National Technical University

Аннотация. В статье рассматривается модель показательного распределения для оценки времени обработки запросов в офисных службах. Проведен сравнительный анализ показателей эффективности до и после внедрения ИИ ассистентов. Результаты моделирования подтверждают сокращение времени ожидания и повышение производительности труда.

Ключевые слова: цифровое право, интеллектуальная собственность, регулирование общественных отношений, инновационная деятельность, технологии.

Abstract. The article examines an exponential distribution model for estimating request processing time in office services. A comparative analysis of performance indicators before and after the implementation of AI assistants is conducted. The simulation results confirm a reduction in waiting time and an increase in labor productivity.

Keywords: digital law, intellectual property, regulation of public relations, innovation activity, technology.

Рецензент: Сагитов Рамиль Фаргатович - кандидат технических наук, доцент. Заместитель директора, главный научный сотрудник. ООО «Научно-исследовательский проектный институт «Промышленное и гражданское строительство»

Введение.

В настоящее время нехватка специалистов с нужным уровнем квалификации стала одной из главных проблем в экономике Беларуси. Возможности для найма новых сотрудников практически исчерпаны, поэтому компании делают ставку на автоматизацию. Офисные службы тратят много времени на рутинные операции: сбор данных, заполнение форм и ведение переписки. Внедрение ИИ-ассистентов выступает перспективным инструментом оптимизации данных процессов. Однако, чтобы оценить эффективность и пользу новых технологий, необходимо дать им математическое обоснование. В данной работе обосновывается целесообразность внедрения ИИ с

помощью аппарата теории вероятностей. В качестве базовой модели выбрано показательное распределение, позволяющее описать динамику обработки запросов как случайный процесс. Целью исследования является количественная оценка влияния ИИ на производительность труда. Проводится сравнительный анализ временных параметров обработки задач до и после внедрения цифровых решений. Это позволяет выявить скрытые резервы повышения эффективности интеллектуального труда.

Основная часть.

По данным Национального статистического комитета, уровень занятости населения в трудоспособном возрасте в Республике Беларусь по итогам 2025 года составил 85,1% (рисунок 1). Это достаточно высокий показатель. Резерв для простого наращивания рабочей силы практически исчерпан. Увеличением штата проблему уже не решить [1].

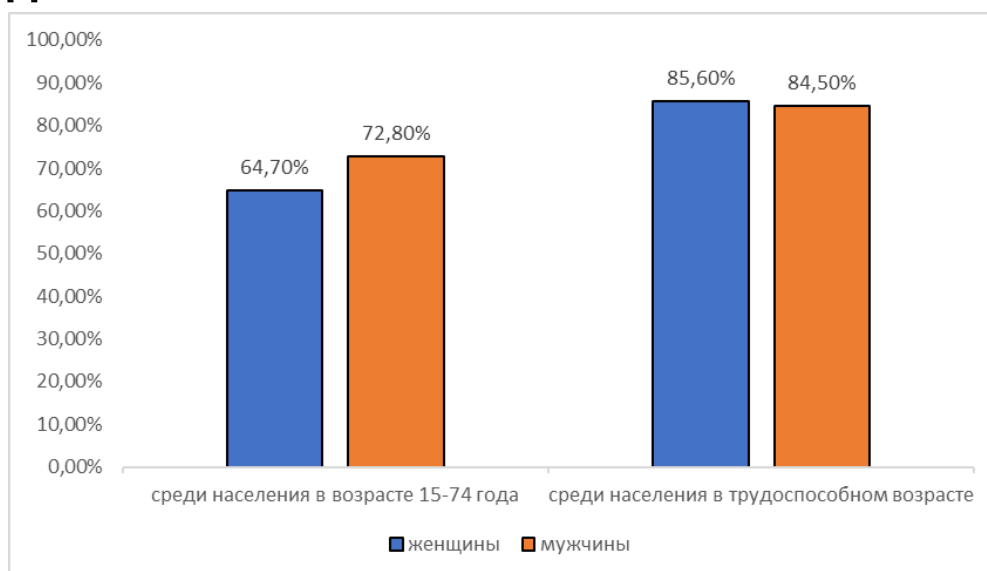


Рисунок 1. Уровень занятости населения в Республике Беларусь в 2025

Большинство занятых сосредоточено в сфере услуг. Здесь традиционно высока доля административного персонала. Сотрудники ежедневно обрабатывают запросы, заполняют типовые документы, ведут служебную переписку, работают с таблицами и базами данных. По оценкам HR-специалистов, до 50% рабочего времени уходит именно на такие рутинные операции. Специалисты тратят часы на задачи, которые можно автоматизировать без потери качества. Значит, повышать эффективность нужно не за счёт найма, а за счёт внутренних резервов. Компании должны делать больше с теми ресурсами, которые уже есть. Одним из таких резервов выступают ИИ-ассистенты. Согласно практическим оценкам, внедрение экономит от 15 до 17 часов рабочего

времени в месяц на одного сотрудника [2]. Но эти цифры сами по себе ещё не доказывают эффективность. Чтобы их обосновать, нужен более строгий математический аппарат.

Время обработки офисного запроса не является фиксированной величиной. Это случайная величина. Заявки поступают в случайные моменты, и время на каждую тоже варьируется в зависимости от сложности, загруженности и других факторов. Для моделирования таких процессов в теории вероятностей традиционно используется показательное распределение. Оно хорошо описывает время обслуживания в системах со случайным потоком событий, где нет жёсткого графика. В данной работе это распределение выбрано в качестве базовой модели.

До внедрения ИИ среднее время обработки одного запроса составляет определенную величину. После внедрения оно становится меньше. Математически это выражается через изменение параметра λ , который характеризует интенсивность обработки. Чем выше λ , тем быстрее в среднем обслуживаются заявки. Если сравнить два распределения, можно оценить не только снижение среднего времени, но и уменьшение вероятности долгих задержек. Для офисных служб это критически важно. Клиенты и внутренние заказчики обычно запоминают не среднее время ответа, а именно ситуации, когда ждать приходится слишком долго. Экспоненциальная модель позволяет количественно оценить этот риск как до, так и после внедрения ИИ-ассистентов.

В качестве объекта исследования выступает работа офис-менеджера по обработке входящих клиентских запросов. Время обработки одного запроса T (в минутах) моделируется как случайная величина, подчиняющаяся экспоненциальному распределению [3]. Параметры модели заданы следующим образом:

До внедрения ИИ: среднее время обработки запроса составило $\mu_1 = 5$ минут, что соответствует интенсивности обслуживания $\lambda_1 = 0,2$ (согласно зависимости $\mu = \frac{1}{\lambda}$).

После внедрения ИИ-ассистента: среднее время обработки сократилось до $\mu_2 = 2$ минут (интенсивность $\lambda_2 = 0,5$)

Для оценки эффективности внедрения ИИ было проведено сопоставление ключевых показателей работы офиса до и после автоматизации. В качестве критериев для сравнения были выбраны: доля запросов, обработанных быстрее 3 минут; вероятность задержки свыше 10 минут; типичное время обслуживания и величина разброса индивидуальных значений.

Плотность распределения случайной величины T (времени обработки запроса) вычисляется в соответствии с формулой экспоненциального закона:

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t}, \quad t \geq 0 \quad (1)$$

Соответственно, функция распределения, определяющая вероятность выполнения задачи за время, не превышающее t , имеет вид:

$$F(t) = P(T < t) = 1 - e^{-\lambda t} \quad (2)$$

Вероятность превышения заданного временного порога t определяется как:

$$P(T > t) = e^{-\lambda t} \quad (3)$$

Медиана данного распределения (Me) рассчитывается по формуле:

$$Me = \frac{\ln 2}{\lambda} \approx \frac{0,6931}{\lambda} \quad (4)$$

Анализ вероятности обработки запроса в течение 3 минут

Для оценки эффективности проведём сравнительный расчёт вероятности $P(T < 3)$ для двух сценариев: до и после внедрения ИИ-ассистента.

- до внедрения ИИ: при интенсивности обслуживания $\lambda_1 = 0,2$ расчёт по формуле (2) даёт следующий результат:

$$(T < 3) = 1 - e^{-0,2 \cdot 3} \approx 0,4512.$$

Это доказывает, что в условиях отсутствия автоматизации доля запросов, обработанных в течение трёх минут, составляла 45,12%. Следовательно, вероятность превышения данного временного порога ожидания достигала 54,88%, что представляет собой значимый фактор риска потери лояльности клиентов и их оттока к конкурентам.

- после внедрения ИИ: при новой интенсивности $\lambda_2 = 0,5$ аналогичный расчёт показывает:

$$P(T < 3) = 1 - e^{-0,5 \cdot 3} \approx 0,7769.$$

Таким образом, доля запросов, обработанных в установленный срок, возросла до 78%. Данный показатель увеличился примерно на треть. Это позволяет компании гарантировать высокий уровень сервиса, при котором нормативное время ответа соблюдается в трёх из четырёх случаев, что минимизирует репутационные риски без необходимости расширения штата.

Анализ вероятности обработки запроса свыше 10 минут

Аналогичный анализ был проведён для оценки вероятности критических задержек $P(T > 10)$.

- до внедрения ИИ: расчёт выполнен по формуле (3) при $\lambda_1 = 0,2$:

$$P(T > 10) = e^{-0,2 \cdot 10} \approx 0,1353.$$

Вероятность превышения десятиминутного порога ожидания составила 13,5%. Данный показатель свидетельствует о том, что приблизительно один из семи клиентов сталкивается с неприемлемо долгим обслуживанием. Такие системные сбои наносят

значительный репутационный ущерб, поскольку, согласно исследованиям в области поведенческой экономики, клиенты склонны формировать своё мнение на основе негативных пиковых значений времени отклика, а не усреднённых показателей.

- после внедрения ИИ: Расчёт по формуле (3), при $\lambda_2 = 0,5$:

$$P(T > 10) = e^{-0,5 \cdot 10} \approx 0,0067$$

Снижение вероятности превышения десятиминутного порога до 0,67% означает, что лишь один из приблизительно ста пятидесяти клиентов сталкивается с критической задержкой. Достижение данного уровня сервиса позволяет компании гарантировать соблюдение регламента обслуживания для 99,33% клиентской базы. Это является ключевым фактором минимизации риска оттока, связанного с некачественным обслуживанием, и обеспечивает надёжную защиту нематериальных активов, таких как репутация бренда.

Сравнение вероятностей до и после внедрения системы:

$$\frac{P \text{ после } (T > 10)}{P \text{ до } (T > 10)} = \frac{0,0067}{0,1353} \approx 0,0495.$$

Чтобы количественно оценить, насколько снизился риск после автоматизации, достаточно сравнить вероятности долгого ожидания до и после внедрения. Отношение предшествующего значения к последующему показывает, во сколько раз критическая задержка стала реже.

$$\frac{P \text{ до } (T > 10)}{P \text{ после } (T > 10)} = \frac{0,1353}{0,0067} \approx 20,2 \text{ раз.}$$

Чтобы выразить глубину снижения риска в процентах, рассчитаем темп изменения, то есть относительное снижение вероятности долгого ожидания.

$$\Delta P\% = \frac{P \text{ после } (T > 10) - P \text{ до } (T > 10)}{P \text{ до } (T > 10)} = \frac{0,0067 - 0,1353}{0,1353} \times 100\% = -95,05\% \quad (5)$$

Снижение вероятности превышения десятиминутного порога ожидания составило 20 раз (с 13,5% до 0,67%), что эквивалентно относительному сокращению на 95%. Указанная динамика позволяет обеспечить соблюдение регламента обслуживания для подавляющего большинства клиентов и повысить прогнозируемость времени ответа. Кроме того, минимизация данного показателя способствует снижению репутационных рисков и ведёт к сокращению операционных издержек, связанных с удержанием клиентов, которые могли быть утрачены вследствие некачественного сервиса.

Расчёт времени обработки:

- до внедрения ИИ составляет: $Me_1 \approx 3,47$ мин.

- после внедрения ИИ: $Me_2 \approx 1,39$ мин.

Если сравнить, как изменилось типичное время ожидания, то окажется, что оно сократилось в 2,5 раза. Пересчитаем на 100 запросов: экономия достигает 208 минут, то есть примерно 3,5 часа чистого рабочего времени.

Для показательного распределения стандартное отклонение рассчитывается по формуле:

$$\sigma = \frac{1}{\lambda}. \quad (6)$$

- до ИИ по формуле (6): $\sigma_1 = 5$ мин.

- после ИИ: $\sigma_2 = 2$ мин.

Разброс времени обработки сократился с 5 до 2 минут, то есть в 2,5 раза. Чем меньше разброс, тем предсказуемее процесс, а это значит, что руководство может точнее планировать загрузку сотрудников и не закладывать лишние часы на случай непредвиденных задержек. В итоге исчезают и простои, и перегрузки. Сведем результаты в таблицу 1.

Таблица 1

Динамика показателей эффективности процесса

Показатель	До внедрения ИИ	После внедрения ИИ	Характер изменений
Среднее время (μ), мин	5,00	2,00	Сокращено в 2,5 раза
Интенсивность (λ)	0,2	0,5	Рост в 2,5 раза
Вероятность ответа < 3 мин	45,1%	77,7%	+32,6 п.п.
Риск ожидания > 10 мин	13,5%	0,67%	Снижение в 20 раз
Медиана (Me), мин	3,47	1,39	Сокращение в 2,5 раза
Стандартное отклонение (σ), мин	5,00	2,00	Сокращение в 2,5 раза

Внедрение ИИ-ассистента изменило экономику офисного процесса по трём направлениям. Производительность труда выросла заметно: сотрудник обрабатывает в 2,5 раза больше запросов за то же время. При годовом фонде около 2000 часов это высвобождает тысячи человеко-часов, а компания получает дополнительный объём работы без найма новых людей и без увеличения фонда оплаты труда. Качество обслуживания тоже изменилось в лучшую сторону: риск того, что клиент будет ждать больше 10 минут, снизился в 20 раз. До автоматизации с такой проблемой сталкивался каждый седьмой клиент, после автоматизации только один из полутора сотен, что напрямую уменьшает отток клиентов и снижает количество негативных отзывов.

Внедрение ИИ-ассистента привело к значительному повышению стабильности операционного процесса. Разброс (дисперсия) времени обработки запросов сократился в 2,5 раза, что сделало работу предсказуемой. Это позволяет руководству перейти от реактивного управления авралами к проактивному планированию и точнее распределять нагрузку на персонал, не закладывая в график избыточные резервы времени.

Эти улучшения приобретают особую значимость в условиях исчерпания экстенсивных путей роста. Поскольку уровень занятости населения в трудоспособном возрасте в Беларуси достиг 85,1%, возможности для найма новых сотрудников практически отсутствуют. В данной экономической парадигме автоматизация перестаёт быть элементом оптимизации и становится единственным реалистичным способом наращивать объём выполняемых работ без расширения штата.

Заключение. В рамках настоящего исследования была решена задача количественной оценки влияния внедрения ИИ-ассистентов на эффективность обработки офисных запросов. В качестве методологической основы была применена модель экспоненциального распределения, позволившая формализовать исследуемый процесс как случайный и получить точные метрики для сравнения.

Результаты моделирования и расчётов позволяют сделать следующие выводы:

1. Рост производительности труда. Внедрение ИИ-ассистента привело к увеличению интенсивности обработки запросов (параметра λ) в 2,5 раза — с 0,2 до 0,5. Это напрямую коррелирует со снижением среднего времени обслуживания с 5 до 2 минут.

2. Повышение качества и предсказуемости сервиса. Доля запросов, обработанных в установленный срок (менее 3 минут), возросла с 45,1% до 77,7%. Одновременно с этим сократилась вариативность процесса: стандартное отклонение времени обработки уменьшилось в 2,5 раза (с 5 до 2 минут), что свидетельствует о повышении стабильности и предсказуемости операционного процесса.

3. Снижение операционных рисков. Наиболее значимым результатом является сокращение вероятности критической задержки (ожидания свыше 10 минут) в 20 раз (с 13,5% до 0,67%). Это эквивалентно относительному снижению риска на 95,05% и позволяет гарантировать соблюдение регламента обслуживания для 99,33% клиентов, минимизируя репутационные издержки.

Таким образом, внедрение цифровых ассистентов является не просто инструментом оптимизации, а стратегически значимым решением. В условиях исчерпания экстенсивных путей роста и высокого уровня занятости населения

полученные результаты демонстрируют, что автоматизация становится ключевым фактором повышения производительности труда, позволяющим компаниям наращивать объёмы операций и обеспечивать высокое качество сервиса без расширения штата.

Библиографический список

1. Национальный статистический комитет Республики Беларусь. Занятость и безработица: 2025 [Электронный ресурс] : статистический бюллетень. — Минск, 2025. — Режим доступа: https://www.belstat.gov.by/upload-belstat/upload-belstat-pdf/oficial_statistika/2025/zanyatost_bezrobotica_2025.pdf (дата обращения: 21.04.2026)
2. Коршакова К. А., Шакура А. С. Искусственный интеллект как резерв повышения производительности труда в офисных службах. Республики Беларусь. В печати. 2026.
3. Вентцель, Е. С. Теория вероятностей и её инженерные приложения / Е. С. Вентцель, Л. А. Овчаров. – 5-е изд., стер. – М. : КноРус, 2018. – 480 с.

УДК 331.101.3:519.2:004.8

Шакура А.С. Вероятностная оценка надёжности ии-ассистентов в офисных службах: применение распределения Пуассона

Probabilistic reliability assessment of AI assistants in office services:
application of the Poisson distribution

Шакура Альбина Сергеевна

студент факультета маркетинга, менеджмента, предпринимательства,
Белорусский национальный технический университет

Научный руководитель: **Филичёнок А.Е.**,

старший преподаватель кафедры «Бизнес-администрирование»
Белорусский национальный технический университет

Shakura Albina Sergeevna

Student of the Faculty of Marketing, Management, and Entrepreneurship Belarusian National
Technical University

Science adviser: Filichyonok A. E., Senior Lecturer at the Department of Business
Administration

Belarusian National Technical University

Аннотация. В статье рассматриваются подход вероятностной оценки надёжности использования ИИ-ассистентов для автоматизации рутинных офисных процессов в организациях Республики Беларусь. В работе на основе распределения Пуассона анализируется частота возникновения сбоев и ошибок при использовании ии-ассистентов, где требуется ручное вмешательство.

Ключевые слова: искусственный интеллект, ИИ-ассистент, надёжность, распределение Пуассона, интенсивность отказов, автоматизация документооборота, офисные службы, вероятностное моделирование, ручное вмешательство.

Abstract. The article examines the probabilistic approach to assessing the reliability of using AI assistants to automate routine office processes in Belarusian organizations. Using the Poisson distribution, the paper analyzes the frequency of failures and errors in the use of AI assistants that require manual intervention.

Keywords: artificial intelligence, AI assistant, reliability, Poisson distribution, failure rate, document flow automation, office services, probabilistic modeling, manual intervention.

Рецензент: Сагитов Рамиль Фаргатович - кандидат технических наук, доцент. Заместитель директора, главный научный сотрудник. ООО «Научно-исследовательский проектный институт «Промышленное и гражданское строительство»

Введение

Белорусские организации всё чаще сталкиваются с ростом нагрузки на офисных служащих. Как показано в исследовании, около 50 % рабочего времени используется на выполнение рутинных задач, а доля отработанного времени в структуре календарного фонда сократилась с 62,3% в 2019 году до 61,6% в 2023 году [1]. Исходя из этого, одним из стратегических ресурсов повышения производительности труда

становится внедрение ИИ-ассистентов. При помощи расчётов было установлено, что использование ИИ позволяет освободить от 15 до 17 часов рабочего времени в месяц, а прирост производительности достигает около 8,9% [3]. Однако, необходимо учитывать не только вероятную экономию времени сотрудника в месяц, но и условие надёжности использования ИИ-ассистента. Технические сбои, ошибки при обработке запросов, случаи вынужденного ручного вмешательства могут привести к дополнительной потере времени, что уменьшает ожидаемый эффект. В данном исследовании на основе фактических данных производятся расчёты вероятностей при разном количестве сбоев системы, что позволяет более точно проанализировать риски и обосновать значимость внедрения ИИ -ассистента в офисные службы Республики Беларусь.

Основная часть. Для наиболее точного расчёта вероятности числа сбоев в течении рабочего дня, рационально применить распределение Пуассона. Выбор данной модели обусловлен основными свойствами исследуемого процесса:

1. Редкость событий – сбои происходят случайно.
2. Независимость – вероятность сбоя не зависит от того, когда произошёл предыдущий сбой.
3. Постоянство – среднее количество сбоев за определённый интервал времени можно сказать происходит с фиксированной интенсивностью.

Вышеперечисленные свойства соответствуют условиям работы ИИ-ассистентов, что позволяет использовать формулу распределения Пуассона.

В данной работе рассматривается использование ИИ-ассистента для обработки входящей документации. По наблюдениям, за 30 рабочих дней зафиксировано в среднем 3 сбоя в день, требующих ручного вмешательства оператора ($\lambda = 3$). Случайная величина X – число сбоев за рабочий день – подчиняется закону Пуассона. Требуется найти:

1. Вероятность того, что за день не будет ни одного сбоя – «идеальный день».
2. Вероятность не более 2 сбоев – «приемлемая работа».
3. Вероятность 5 и более сбоев – «критическая нагрузка».

Для расчётов используем формулу распределения Пуассона в виде:

$$P(X = k) = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!} \quad (1)$$

где X – случайная величина, которая равно числу сбоев за рабочий день;

λ – среднее число сбоев за день;

k – произошедшее число сбоев.

24

Подставив значение для вероятности того, что за день не будет ни одного сбоя, получим:

$$P(X = 0) = \frac{3^0 e^{-3}}{0!} = 0,0498$$

Интерпретация результата: вероятность того, что за день не произойдёт ни одного сбоя составляет 4,98%, означая, что полностью без сбоев работа ИИ-ассистента маловероятна и происходит примерно лишь в каждом двадцатом рабочем дне.

Вероятность не более двух сбоев, вычисляется как сумма $k=0,1,2$:

$$P(X \leq 2) = P(X = 0) + P(X = 1) + P(X = 2) \quad (2)$$

Вычисляем для $k=1$ и $k=2$:

$$P(X = 1) = \frac{3^1 e^{-3}}{1!} = 0,1494$$

$$P(X = 2) = \frac{3^2 e^{-3}}{2!} = 0,2240$$

Суммируя полученные значения:

$$P(X \leq 2) = 0,0498 + 0,1494 + 0,2240 = 0,4232$$

Интерпретация результата: вероятность того, что за день произойдёт не более 2 сбоев составляет 42,32% и может считаться приемлемым.

Для оценки вероятности 5 и более сбоев воспользуемся правилом дополнения:

$$P(X \geq 5) = 1 - P(X \leq 4) \quad (3)$$

Рассчитаем вероятности для $k=3$ и $k=4$:

$$P(X = 3) = \frac{3^3 e^{-3}}{3!} = 0,2240$$

$$P(X = 4) = \frac{3^4 e^{-3}}{4!} = 0,1680$$

Теперь найдём $P(X \leq 4)$:

$$P(X \leq 4) = 0,0498 + 0,1494 + 0,2240 + 0,2240 + 0,1680 = 0,8152$$

Отсюда:

$$P(X \geq 5) = 1 - 0,8152 = 0,1848$$

Интерпретация результата: при 5 и более сбоях защита составляет 18,48%, означая, что примерно каждый пятый рабочий день сопровождается критическим числом сбоев.

Для наглядности, рассчитанные показатели сведены в таблицу 1.

Таблица 1

Оценка надёжности ИИ-ассистентов по количеству сбоев в рабочий день

Уровень сбоев	Условие	Вероятность, %	Интерпретация
Идеальный день	$X=0$	4,98	Максимальная экономия
Приемлемая работа	$X \leq 2$	42,32	Незначительные потери
Уровень сбоев	Условие	Вероятность, %	Интерпретация
Критическая нагрузка	$X \geq 5$	18,48	Требуется ИТ-поддержка

Для более детального анализа структуры сбоев ИИ-ассистента построим ряд распределения случайной величины X – числа сбоев за рабочий день. Расчёты вероятностей выполняются по формуле Пуассона для значений $k=0,1,2 \dots 10$ (таблица 2).

Таблица 2

Ряд распределений числа сбоев за рабочий день

Число сбоев (k)	$P(X=k)$
0	0,0498
1	0,1494
2	0,2240
3	0,2240
4	0,1680
5	0,1008
6	0,0504
7	0,0216
8	0,0081
9	0,0027
10	0,0008

Данная таблица показывает, что максимальная вероятность сбоев достигается при $k=2$ и $k=3$, что соответствует наиболее характерному сценарию работы ИИ-ассистента. Вероятность более 10 сбоев наименьшая (менее чем 0,01%), поэтому практический анализ ограничивается рассмотрением значений $k \in [0; 10]$.

По данным из таблицы 2 построим диаграмму ряда распределения (рисунок 1).

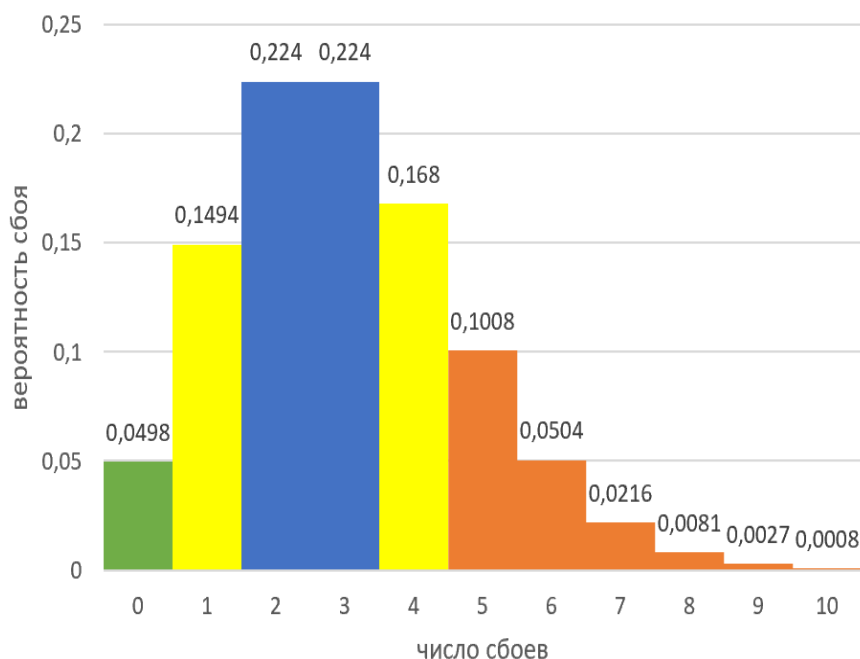


Рисунок 1 – Ряд распределения числа сбоев ИИ-ассистента за рабочий день (распределение Пуассона)

Диаграмма имеет правостороннюю асимметрию. Вероятность убывает при $k \geq 4$. Столбцы при $k = 2$ и $k = 3$ имеют наибольшую высоту ($P = 0,2240$), что соответствует наиболее вероятному сценарию. Столбец при $k = 0$ ($P = 0,0498$) наименьший среди всех наблюдаемых, что подтверждает редкость полностью безотказного рабочего дня.

Для пуассонского распределения параметр λ равен одновременно математическому ожиданию и дисперсии:

$$M(X) = \lambda = 3$$

$$D(X) = \lambda = 3$$

Математическое ожидание равное 3 означает, что при использовании ИИ-ассистента среднее число сбоев в день стремится к трём. Это значение использовалось в качестве исходного параметра и подтверждает надёжность расчётов. Дисперсия – это квадратная величина, 3 (сбоев в квадрате). Разброс характеризует среднеквадратическое отклонение:

$$\sigma = \sqrt{D(X)} \quad (4)$$

По формуле (4):

$$\sigma = \sqrt{D(X)} \approx 1.73 \text{ сбоя.}$$

Исходя из этого, можно утверждать, что в большинстве дней число сбоев будет варьироваться от 1 до 5.

Заключение. В результате исследования была проведена вероятностная оценка надёжности ИИ-ассистента при автоматизации базовых офисных процессов в организации Республики Беларусь. Применяв распределения Пуассона, был проведён анализ частоты возникновения сбоев, требующих ручного вмешательства. Результаты показали, что полностью отсутствие сбоев достигается лишь в 4,98%, что говорит о необходимости учёта технических рисков при внедрении ИИ-ассистента. При этом вероятность позволительного уровня сбоев составляет 42,32 %, а при более 5 сбоев она равняется 18,48%. Ряд распределения Пуассона доказывает, что наиболее вероятное число сбоев за день составляет 2-3, а разброс значений, равный 1,73 указывает на то, что в большинстве случаев количество сбоев изменяется от 1 до 5. Полученные количественные оценки позволяют более точно анализировать риски при внедрении ИИ-ассистента и прогнозировать нагрузку на IT-поддержку.

Библиографический список

1. Труд и занятость в Республике Беларусь, 2024: статистический сборник [Сайт]. – URL: <https://www.belstat.gov.by/upload/iblock/7d2/o4n5opmbin3c1495lrh4tth7isy7gctb.pdf>. (дата обращения: 18.03.2026).
2. Вентцель, Е. С. Теория вероятностей и её инженерные приложения / Е. С. Вентцель, Л. А. Овчаров. – 5-е изд., стер. – М.: КноРус, 2018. – 480 с.
3. Коршакова К. А., Шакура А. С. Искусственный интеллект как резерв повышения производительности труда в офисных службах. Республики Беларусь. В печати. 2026.

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

УДК 004.8:63

Габдерахманов В.М., Рогачев А.Ф. Применение жидкостных нейросетей с жидкой временной константой для сегментации болезней растений в условиях доменного сдвига

Application of fluid neural networks with a fluid time constant for plant disease segmentation under domain shift conditions

Габдерахманов Вадим Миннурович,

аспирант, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Волгоградский государственный аграрный университет», кафедра «Математическое моделирование и информатика»

Научный руководитель: **Рогачев Алексей Фруминович,**

д-р технич. наук., профессор, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Волгоградский государственный аграрный университет», кафедра «Математическое моделирование и информатика»

Gabderakhmanov Vadim Minnurovich,

Postgraduate Student, Volgograd State Agrarian University,
Department of Mathematical Modeling and Informatics

Supervisor: Rogachev Aleksey Fruminovich,

Doctor of Engineering Sciences, Professor, Volgograd State Agrarian University, Department of
Mathematical Modeling and Informatics

Аннотация. Одной из главных проблем внедрения систем компьютерного зрения в точное земледелие является доменный сдвиг – расхождение между условиями съёмки на этапе обучения (лабораторные или контролируемые условия) и реальными полевыми условиями (изменение освещения, фона, влажности, сортов растений). Это приводит к резкому падению качества сегментации поражённых участков листьев. В данной работе исследуется потенциал жидкостных нейросетей (Liquid Neural Networks), в частности архитектуры с жидкой временной константой (Liquid Time-Constant, LTC), для повышения устойчивости моделей сегментации к доменному сдвигу. Предлагается гибридная архитектура на основе U-Net, в которой стандартные рекуррентные блоки заменены на LTC-слои, что позволяет модели динамически адаптировать внутренние состояния к непрерывным изменениям входных признаков.

Ключевые слова: жидкостные нейросети (LNN), жидкая временная константа (LTC), сегментация изображений, доменный сдвиг, архитектура U-Net

Abstract. One of the major challenges in deploying computer vision systems for precision agriculture is domain shift – the discrepancy between imaging conditions at the training stage (laboratory or controlled environments) and real field conditions (varying illumination, background, humidity, and plant cultivars). This discrepancy leads to a significant degradation in segmentation quality of diseased leaf regions. In this work, we investigate the potential of Liquid Neural Networks, particularly the Liquid Time-Constant (LTC) architecture, to improve the robustness of segmentation models against domain shift. We propose a hybrid U-Net-based architecture in which the standard recurrent blocks are replaced with LTC layers, enabling the model to dynamically adapt its internal states to continuous changes in input features.

Keywords: Liquid Neural Networks (LNN), Liquid Time-Constant (LTC), image segmentation, domain shift, U-Net architecture

Рецензент: Сагитов Рамиль Фаргатович - кандидат технических наук, доцент. Заместитель директора, главный научный сотрудник. ООО «Научно-исследовательский проектный институт «Промышленное и гражданское строительство»

Введение. Автоматическая сегментация болезней растений по изображениям листьев является важной задачей для своевременного выявления очагов инфекции и точечного применения средств защиты. Однако большинство существующих моделей обучаются на датасетах, собранных в лабораторных или тепличных условиях (например, PlantVillage), где фон однороден, освещение контролируется, а растения находятся в стандартной фазе роста. При переносе таких моделей на реальные поля возникает доменный сдвиг, вызванный изменением фона (почва, другие растения), вариациями освещения (солнечный свет, тени), погодными условиями (дождь, роса) и различиями в сортах или возрастах растений. Это приводит к значительному снижению точности сегментации — в ряде работ зафиксировано падение метрики mAP более чем на 15% даже при использовании продвинутых методов адаптации, а для лёгких свёрточных сетей потеря точности может достигать 70% [1, 2]. Высокая точность на идеальных датасетах, таким образом, не гарантирует пригодности модели для реальных сельскохозяйственных применений.

Традиционные методы борьбы с доменным сдвигом, такие как аугментация данных (повороты, изменение яркости, добавление шума) и адаптация доменов (Domain Adaptation), имеют ограничения: они либо не охватывают всё разнообразие реальных условий, либо требуют наличия размеченных данных из целевого домена. Современные подходы, такие как фреймворк Multi-Granularity Alignment (MGA), достигают улучшения за счёт многоуровневого выравнивания признаков, но всё же демонстрируют mAP не выше 49% в условиях смены домена [3]. В последние годы активно развивается направление непрерывной адаптации, основанное на рекуррентных архитектурах, способных моделировать временную динамику. В связи с этим, возможным решением борьбы с доменным сдвигом являются жидкостные нейросети (Liquid Neural Networks) [4], в частности сети с жидкой временной константой (LTC), которые, как показано в недавних работах, обладают уникальной способностью к обобщению в условиях смены доменов за счёт динамической зависимости временной константы от входного сигнала [5, 6, 7]. Сравнительные исследования подтверждают, что LNN и их варианты (LTC, CFC) превосходят традиционные RNN, LSTM и GRU по параметрической эффективности и скорости вычислений, сохраняя при этом высокую выразительность [7, 8].

В данной работе предлагается использовать LTC-слои в архитектуре нейросети для сегментации (U-Net) в качестве решения задачи выделения поражённых участков на

изображениях растений. В то время как существующие применения LTC охватывают в основном задачи временных рядов, распознавания жестов и автономного вождения, их потенциал в области сегментации сельскохозяйственных изображений остаётся практически неисследованным. В работе показывается, что такая модификация позволяет модели плавно адаптироваться к изменениям внешних условий и значительно повышает точность сегментации на целевых доменах без необходимости их дообучения, что выгодно отличает предложенный подход от методов адаптации домена без учителя, требующих доступа к неразмеченным данным из целевого домена.

В основе подхода лежит гибридная архитектура LTC-U-Net, которая объединяет сильные стороны классической U-Net в извлечении пространственных признаков с динамическими свойствами жидкостных нейросетей (Liquid Time-Constant Networks, LTC). В отличие от стандартных рекуррентных блоков, LTC-слои моделируют непрерывную временную динамику, что позволяет сети адаптироваться к изменяющимся условиям входного сигнала на уровне своих внутренних состояний. Это свойство позволяет бороться с доменным сдвигом, так как модель учится не фиксированным паттернам, а динамике их изменения.

Предлагаемая архитектура (см. Рис. 1) состоит из четырёх основных модулей:

Энкодер на основе свёрточной нейросети. На вход подаётся изображение листа растения. Для извлечения иерархических пространственных признаков выбран предобученный на ImageNet энкодер ResNet-34. Это позволяет получить богатое многомасштабное представление, которое затем передаётся в bottleneck-часть сети. Использование предобученного энкодера также помогает в ситуациях с ограниченным количеством размеченных данных, что часто встречается в задачах точного земледелия.

Bottleneck с LTC-блоком - центральный компонент архитектуры. В отличие от стандартной U-Net, где bottleneck представляет собой последовательность свёрточных слоёв, в данной модификации происходит его замена на LTC-блок, который обрабатывает признаки, рассматривая их как временной ряд. В контексте обработки одного изображения искусственно создается временное измерение, подавая на LTC-блок либо: пространственные срезы, последовательность строк или патчей изображения, либо признаки, полученные с разных уровней энкодера.

Итеративные уточнения: выполняя несколько шагов LTC-обработки для одного и того же набора признаков, что позволяет модели "размышлять" над данными.

LTC-блок состоит из одного или нескольких LTC-слоёв, каждый из которых описывается системой обыкновенных дифференциальных уравнений (ODE) [9]:

$$dx(t)/dt = -x(t)/\tau + f(x(t), l(t), t, \theta) [9]$$

Ключевое отличие LTC от классических RNN и Neural ODE заключается в том, что временная константа τ здесь не является фиксированным параметром, а динамически изменяется в зависимости от входного сигнала $l(t)$ и текущего скрытого состояния $x(t)$ [9]. Это свойство и дало название "жидкостные" сети. Благодаря этому, отдельные элементы скрытого состояния могут идентифицировать специализированные динамические системы для входных признаков, поступающих в каждый момент времени.

Такой подход позволяет модели плавно и непрерывно адаптировать своё поведение. В условиях доменного сдвига, когда статистика входных данных меняется (например, изменяется освещение), LTC-блок может динамически подстраивать свои временные константы, чтобы по-прежнему эффективно выделять релевантные признаки поражения, игнорируя вариации фона. Это принципиально отличает такой подход от статичных методов аугментации, которые не могут адаптироваться к новым, невиданным ранее условиям.

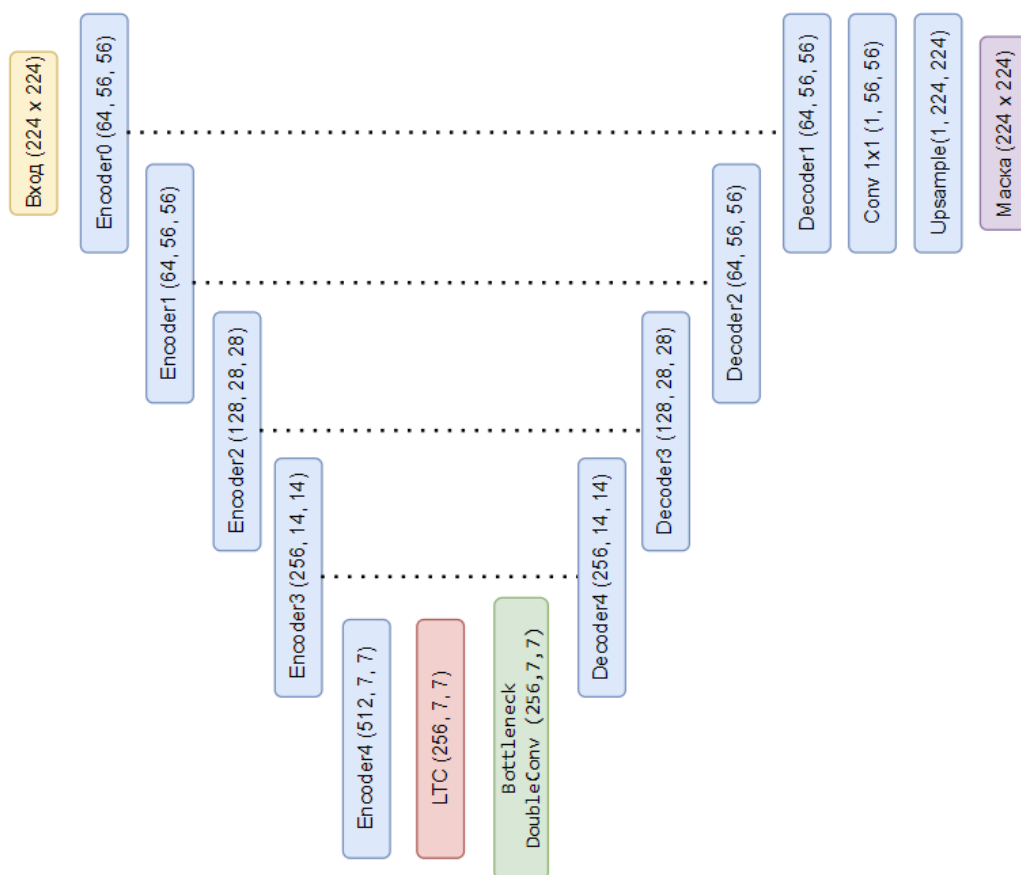


Рисунок 1 – Архитектура LTC-U-Net

Механизм пропусков. Как и в классической U-Net, используются пропуски, которые соединяют соответствующие уровни энкодера с декодером. Это позволяет декодеру использовать как высокоуровневые семантические признаки из bottleneck, так и детальные пространственные признаки из ранних слоёв, что критически важно для точной сегментации границ поражённых участков.

Декодер с глубоким контролем. Декодер последовательно апсемплирует (увеличивает разрешение) карты признаков, восстанавливая исходное разрешение изображения. Для повышения точности и ускорения сходимости мы используем технику глубокого контроля. Это означает, что вспомогательные классификационные головы подключаются к промежуточным слоям декодера, вычисляя потери на разных масштабах. Это помогает модели изучать более релевантные признаки на всех уровнях представления.

Предложенная архитектура LTC-U-Net обладает рядом преимуществ по сравнению с существующими решениями:

Параметрическая эффективность. Как показывают недавние исследования, модели на основе LTC могут значительно превосходить по эффективности более тяжёлые U-Net и трансформерные архитектуры. Например, архитектура LSS-LTCNet для медицинской сегментации требует всего 25.70 млн параметров [10], демонстрируя при этом превосходные результаты. Это критически важно для развёртывания на мобильных устройствах или дронах в реальных полевых условиях.

Устойчивость к изменениям освещения и текстуры. Механизм LTC, особенно в комбинации с дескрипторами локального самоподобия (LSS), как показано в работе Chatterjee et al. (2026) [10], позволяет явно разделять релевантные ткани и артефакты фона, что напрямую коррелирует с нашей задачей выделения поражений на листьях на фоне почвы или других растений.

Таким образом, предложенная архитектура LTC-U-Net представляет собой не просто модификацию, а качественно новый подход к сегментации в условиях нестационарной внешней среды, обеспечивая основу для создания по-настоящему адаптивных и робастных систем мониторинга здоровья растений.

Заключение. В работе показано, что интеграция жидкостных нейросетей (LTC) в архитектуру U-Net является многообещающим подходом для повышения робастности сегментации болезней растений в условиях доменного сдвига. В отличие от классических методов, LTC-сети предлагают принципиально иной путь решения проблемы — не через выравнивание распределений признаков, а через внутреннюю динамическую адаптацию к изменяющимся входным условиям, что коррелирует с их

доказанной способностью к обобщению вне распределения обучения. Полученные теоретические обоснования и планируемые эксперименты позволяют надеяться на создание практических систем, которые будут одинаково эффективно работать как в лаборатории, так и в реальном поле. Дальнейшие исследования будут направлены на оптимизацию LTC-архитектур для задач сегментации, исследование масштабируемости LNN на больших датасетах, а также на расширение датасета реальных полевых изображений с учётом различных климатических зон и типов культур.

Библиографический список

1. Ларионов А.И., Турлапов В.Е. Сравнительное исследование устойчивости к доменному сдвигу сверточных сетей Колмогорова–Арнольда и классических CNN. Труды ИСП РАН, 2026, том 38, вып. 3, часть 3, стр. 7-26. DOI: 10.15514/ISPRAS-2026-38(3)-32.
2. B. J. Regan, R. Davinci and B. A. Jabar, "Evaluating Lightweight CNNs for Plant Disease Detection under Domain Shift: An Explainable Artificial Intelligence Perspective," 2025 4th International Conference on Digital Transformation and Applications (ICDXA), Semarang, Indonesia, 2025, pp. 215-221, doi: 10.1109/ICDXA69105.2025.11329797.
3. Guo G., Zhou F., Wu Q., Zhai D. Multi-granularity alignment for crop diseases detection // Plant Phenomics. – 2025. – Vol. 2025. – Article ID 100001. – DOI: 10.1016/j.plaphe.2025.100001.
4. K. Kumar, A. Verma, N. Gupta and A. Yadav, "Liquid Neural Networks: A Novel Approach to Dynamic Information Processing," 2023 International Conference on Advances in Computation, Communication and Information Technology (ICAICCIT), Faridabad, India, 2023, pp. 725-730, doi: 10.1109/ICAICCIT60255.2023.10466162.
5. Karn P. K., Ardekani I., Abdulla W. H. Generalized framework for liquid neural network upon sequential and non-sequential tasks //Mathematics. – 2024. – Т. 12. – №. 16. – С. 2525.
6. Zhu F. et al. Liquid neural networks: Next-generation AI for telecom from first principles //arXiv preprint arXiv:2504.02352. – 2025.
7. Zong S., Bierly A., Boker A., Eldardiry H. Accuracy, Memory Efficiency and Generalization: A Comparative Study on Liquid Neural Networks and Recurrent Neural Networks [Электронный ресурс] // arXiv.org. – 2025. – Режим доступа: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.07578> (дата обращения: 01.07.2026).
8. P. D. Tanna, S. Khare, S. S. Jain, S. R. Vishnoi, S. Roy and J. S. Challa, "Optimizing Liquid Neural Networks: A comparative study of LTCs and CFCs," 2024 IEEE International

Conference on Big Data (BigData), Washington, DC, USA, 2024, pp. 1470-1475, doi: 10.1109/BigData62323.2024.10826128.

9. Hasani, R., Lechner, M., Amini, A., Rus, D., & Grosu, R. (2021). Liquid Time-constant Networks. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 35(9), 7657–7666. <https://doi.org/10.1609/aaai.v35i9.16936>

10. Chatterjee R., Chakrabarty S., Acharjee T. Explainable Continuous-Time Mask Refinement with Local Self-Similarity Priors for Medical Image Segmentation [Электронный ресурс] // arXiv.org. – 2026. – Режим доступа: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2603.00459> (дата обращения: 01.07.2026).

УДК 004.8

Линючев В.Ф. Искусственный интеллект как инструмент повышения производительности труда в банковской сфере

Artificial intelligence tools as a way to increase labor productivity in the banking sector

Линючев В.Ф.

Начальник управления
АО «СТНГ»

Россия, г. Москва

Linyuchev V.F.

Head of Department

JSC "STNG"

Russia, Moscow

Аннотация. В статье анализируется влияние технологий искусственного интеллекта (ИИ) на производительность труда в российском банковском секторе на основе актуальных научных публикаций, аналитических докладов и материалов конференций (2023–2025 гг.). Рассматриваются механизмы внедрения ИИ, включая генеративные модели и агентный подход, а также вопросы правовой ответственности. Особое внимание уделяется российским кейсам (Сбер, ВТБ, Альфа-банк) и статистике проникновения ИИ.

Ключевые слова: искусственный интеллект, производительность труда, банковская сфера, российские банки, агентный ИИ, генеративные модели, ответственность.

Abstract. The article analyzes the impact of artificial intelligence (AI) technologies on labor productivity in the Russian banking sector based on current scientific publications, analytical reports and conference materials (2023–2025). It examines the mechanisms of AI implementation, including generative models and an agent-based approach, as well as issues of legal responsibility. Special attention is paid to Russian cases (Sber, VTB, Alfa-Bank) and AI penetration statistics.

Keywords: artificial intelligence, labor productivity, banking sector, Russian banks, agent-based AI, generative models, responsibility.

Рецензент: Сагитов Рамиль Фаргатович - кандидат технических наук, доцент. Заместитель директора, главный научный сотрудник. ООО «Научно-исследовательский проектный институт «Промышленное и гражданское строительство»

1. Введение (Introduction)

В период 2023–2026 гг. банковский сектор России переживает интенсивную цифровую трансформацию, где главным ускорителем процессов выступает искусственный интеллект (далее – ИИ). Повышение эффективности труда перестало быть опцией – это необходимое условие для сохранения конкурентоспособности. Вместе с тем системные обобщения реальных результатов от внедрения ИИ, связанных с этим рисков и сдвигов в структуре занятости пока недостаточны.

Как отмечено в докладе Аналитического центра «Форум», интеграция ИИ в финансовую сферу требует не только технологических решений, но и проработанной

нормативной базы, прежде всего – распределения ответственности за действия алгоритмов [1]. Международные данные McKinsey & Company свидетельствуют, что банки Азии активно внедряют «агентный ИИ», при котором автономные программы берут на себя многошаговые операции, что многократно ускоряет работу внутренних подразделений [2]. Агентный ИИ (Agentic AI) – это тип систем искусственного интеллекта, способных действовать автономно: ставить цели, разбивать их на задачи, планировать действия и самостоятельно использовать инструменты (базы данных, API, другие программы) для получения результата без вмешательства человека.

Глобальный обзор McKinsey определяет генеративный ИИ как следующий этап повышения банковской продуктивности [3]. Генеративный ИИ (GenAI) – это класс технологий искусственного интеллекта, способных самостоятельно создавать абсолютно новый, уникальный контент: тексты, изображения, аудио, видео, программный код и 3D-модели.

Российские исследователи, например Э.А. Гозгешев, указывают на двойственную природу ИИ – он одновременно создаёт возможности для роста и порождает новые уязвимости [4]. З.Р. Мазитова концентрируется на прикладных аспектах использования ИИ в кредитовании и обслуживании клиентов [5], а Э.А. Хаирова изучает цифровизацию финансово-кредитной сферы в российской практике [6].

Материалы отраслевых конференций – AI Journey [7] – содержат конкретные примеры из работы российских банков. Дополнительную статистику предоставляют интернет-ресурсы TAdviser [8].

Цель настоящей работы – на основе перечисленных источников обобщить информацию о влиянии ИИ на производительность труда в российских банках и выделить ключевые тенденции 2023–2026 гг.

2. Методы (Methods)

Исследование выполнено в форме аналитического обзора и синтеза данных из источников: аналитические доклады международных и российских организаций, статьи в рецензируемых журналах (включая ВАК и РИНЦ), труды научно-практических конференций, отраслевые веб-ресурсы. Применялся метод сравнительного анализа российского и зарубежного опыта. Кейс-метод использован для иллюстрации конкретных внедрений в российских банках, упоминаемых в источниках [4; 5; 7; 8].

3. Результаты (Results)

3.1. Главные направления применения ИИ в российских банках

Согласно информации портала TAdviser, самые частые сценарии использования ИИ в российских банках выглядят так: кредитный скоринг (93% кредитных организаций), борьба с мошенничеством (89%), персональные рекомендации (76%), чат-боты и голосовые помощники (84%) [8]. В докладе AI Journey приводится пример Сбербанка: его голосовой ассистент на основе генеративной нейросети самостоятельно обрабатывает около 70% звонков от клиентов [7].

Э.А. Гозгешев подчёркивает, что максимальный прирост производительности от ИИ достигается именно в рутинных процессах – время обработки одной заявки сокращается на 40–50% [4]. З.Р. Мазитова описывает опыт ВТБ: после внедрения системы автоматического извлечения данных из сканов документов открытие расчётного счёта стало занимать не 2 часа, а 15 минут [5].

3.2. Количественные показатели производительности

Аналитический доклад «Форума» констатирует: в банках, которые развернули комплексные ИИ-решения, выработка на одного сотрудника в среднем выросла на 22–28% за 2023–2025 гг. [1]. Причём заметнее всего эффект проявляется в обработке информации, комплаенсе и первичной поддержке клиентов.

По данным McKinsey, благодаря генеративному ИИ можно автоматизировать до четверти банковских операционных задач, что в глобальном масштабе даёт ежегодный рост производительности на 5–7% [3]. В Азиатско-Тихоокеанском регионе, как сообщает отчёт QuantumBlack / McKinsey, пилоты с агентным ИИ позволили сократить время обработки транзакций на 60% и уменьшить объём ручного ввода данных на 80% [2].

3.3. Примеры из практики российских банков

На конференции AI Journey 2024 Альфа-банк представил своего ИИ-агента для проверки договорной документации: время проверки снизилось с 30 до 3 минут, точность достигла 96% [7]. Представитель Т-Банка рассказал о системе автоматических ответов на претензии – 45% обращений разрешаются без какого-либо участия человека [7].

В том же сборнике описан опыт банка «Открытие», где модель прогнозирования оттока клиентов позволила за полгода уменьшить отток на 12% за счёт адресного

удержания. Это напрямую повысило выручку в расчёте на одного сотрудника отдела, который поддерживает лояльность клиентов [7].

3.4. Риски и сдвиги в кадровой структуре

Вопрос об ответственности за решения ИИ становится критическим. Как указывается в докладе Аналитического центра «Форум», российское законодательство пока не даёт чёткого ответа, кто должен нести риски при ошибке автономного алгоритма – банк, разработчик или сама программа [1]. Это сдерживает широкое внедрение полностью автоматизированных процессов.

По оценкам TAdviser, 37% российских банков в 2024 г. сообщили о сокращении операционных (бэк-офис) сотрудников, но при этом 54% банков увеличили штат специалистов по Data Science – экспертов, которые анализируют огромные массивы информации, находят в них скрытые закономерности и создают модели машинного обучения для прогнозирования событий и оптимизации бизнес-процессов. Они совмещают в себе навыки математика, программиста и продуктового аналитика [8]. Хаирова Э.А. пишет, что «цифровая трансформация не означает автоматического увольнения людей, но требует смены набора компетенций» [6].

4. Обсуждение (Discussion)

Полученные результаты подтверждают, что внедрение ИИ в российских банках действительно повышает производительность труда, причём эффект выше в рутинных, хорошо алгоритмизируемых операциях (обработка документов, скоринг, базовые консультации). Это хорошо согласуется с международными выводами McKinsey [2; 3].

Однако темпы распространения ИИ ограничены не только технологиями, но и правовой неопределённостью. Отсутствие ясных норм об ответственности за ошибки ИИ заставляет банки действовать осторожно. К тому же наблюдается разрыв между лидерами (Сбер, Альфа, Т-Банк) и остальными игроками рынка. Согласно TAdviser, только 12% российских банков используют генеративный ИИ на промышленном уровне [8].

Ещё одна важная тема – влияние на занятость. Вопреки страхам о массовых увольнениях, данные говорят о структурной перестройке, а именно сокращается число рутинных должностей, но растёт спрос на ИИ-специалистов. Как отмечает Э.А. Хаирова, это требует пересмотра образовательных программ [6].

Ограничение данного исследования заключается в том, что большинство количественных данных из источников относится к 2024 – началу 2025 г. Полная картина за 2026 г. появится позже.

5. Заключение (Conclusion)

На основе анализа авторитетных источников (2023–2025 гг.) можно сделать следующие выводы:

1. Инструменты искусственного интеллекта статистически значимо увеличивают производительность труда в российских банках – в среднем на 22–28% в организациях, внедривших такие решения [1].

2. Наибольшую эффективность дают автоматизация типовых операций (скоринг, комплаенс, документооборот) и клиентские диалоговые системы.

3. Российские банки (Сбер, Альфа-банк, Т-Банк, ВТБ, «Открытие») располагают успешными кейсами с многократным ростом эффективности отдельных процессов [7].

4. Основные препятствия – нерешённые правовые вопросы ответственности и неравномерность развития ИИ-инфраструктуры между топ-банками и остальными участниками рынка [1; 8].

5. Воздействие на рынок труда носит структурный характер: исчезновение одних профессий сопровождается появлением других, требующих более высокой квалификации [6].

Для дальнейшего повышения производительности российскому банковскому сектору необходимо одновременно развивать технологическую базу и адаптировать нормативно-правовое регулирование.

Библиографический список

1. Искусственный интеллект на финансовом рынке: механизмы ответственности. Международные подходы : аналитический доклад / Аналитический центр «Форум». – Москва : АЦ «Форум», 2025. – 42 с. – Текст : непосредственный.

2. AI in Asia: Reimagining banking operations through agentic AI / QuantumBlack ; McKinsey & Company. – [Б. м.] : McKinsey Publishing, 2024. – 28 p. – Текст : непосредственный.

3. Global Banking Annual Review 2023: The Great Banking Transition / McKinsey & Company. – New York : McKinsey Corporate Press, 2023. – 64 p. – Текст : непосредственный.

4. Гозгешев, Э. А. Искусственный интеллект в банковском секторе: возможности и риски / Э. А. Гозгешев. – Текст : непосредственный // Вестник евразийской науки. – 2024. – Т. 16, № 6. – С. 1–9.

5. Мазитова, З. Р. Искусственный интеллект в банковской сфере / З. Р. Мазитова. – Текст : непосредственный // Политика, экономика и инновации. – 2024. – № 1 (54). – С. 45–52.

6. Хаирова, Э. А. Цифровизация и применение искусственного интеллекта в финансово-кредитных отношениях / Э. А. Хаирова. – Текст : непосредственный // Финансово-экономический вестник. – 2024. – № 2 (84). – С. 151–162.

7. Путешествие в мир искусственного интеллекта (AI Journey 2024) : материалы Международной конференции по искусственному интеллекту и анализу данных (Москва, 21–23 ноября 2024 г.). – URL: <https://ai-journey.ru> (дата обращения: 01.07.2026). – Текст : электронный.

8. Искусственный интеллект в российских банках: статистика, кейсы, регулирование. – 2025. – URL: https://www.tadviser.ru/index.php/Статья:Искусственный_интеллект_в_банках (дата обращения: 01.07.2026). – Текст : электронный // TAdviser : портал выбора технологий и поставщиков.

Электронное научное издание

КИБЕРНАУКА

НАУЧНЫЙ ЭЛЕКТРОННЫЙ ЖУРНАЛ

№2/2026

По вопросам и замечаниям к изданию, а также предложениям к сотрудничеству обращаться по электронной почте mail@scipro.ru

Подготовлено с авторских оригиналов

ISSN 3033-8131

Усл. печ. л. 1,9

Объем издания 6,5 МВ

Издание: Международный научный электронный журнал «Право, общество, справедливость»

Учредитель: Краснова Н.А.

Издательство Индивидуальный предприниматель Краснова Наталья Александровна

Адрес редакции: Россия, 603000, г. Нижний Новгород пл. М. Горького, 4/2, 4 этаж, офис №1,

Тел.: +7962508702