

МРНТИ 06.73  
УДК 336.63  
JEL G32

<https://doi.org/10.46914/1562-2959-2025-1-4-376-395>

**АБИШЕВА К.Ж.,<sup>\*1</sup>**

докторант.

\*e-mail: 24250550@turan-edu.kz

ORCID ID: 0009-0003-5892-2374

**СЕЛЕЗНЁВА И.В.,<sup>1</sup>**

д.э.н., профессор.

e-mail: i.selezneva@turan-edu.kz

ORCID ID: 0000-0002-5470-5060

**ҚЫДЫРБАЕВА Ш.Д.,<sup>1</sup>**

к.э.н., ассоциированный профессор.

e-mail: s.kydyrbayeva@turan-edu.kz

ORCID ID: 0000-0003-1863-7088

**ШТИЛЛЕР М.В.,<sup>2</sup>**

д.э.н., профессор.

e-mail: stilmarmax@mail.ru

ORCID ID: 0000-0001-7715-0654

<sup>1</sup>Университет «Туран»

г. Алматы, Казахстан

<sup>2</sup>Санкт-Петербургский государственный

экономический университет,

г. Санкт-Петербург, Россия

## **ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В УПРАВЛЕНИИ ФИНАНСОВЫМИ РИСКАМИ: ГЛОБАЛЬНЫЕ ТRENДЫ, ХАІ И РЕГУЛЯТОРНЫЕ ПОДХОДЫ КАЗАХСТАНА**

### **Аннотация**

Интеграция методов искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения (МО) в управлении финансовыми рисками ускоряется как глобально, так и в Казахстане. Эти технологии повышают точность прогнозирования и позволяют автоматизировать ключевые процессы, одновременно создавая вызовы для прозрачности моделей, этичности решений и регуляторного надзора. По данным Национального банка Республики Казахстан, около 31% финансовых организаций уже применяют ИИ, при этом среди банков второго уровня доля пользователей достигает 60%. В то же время лишь небольшая часть организаций интегрировала ИИ во все ключевые бизнес-функции, что свидетельствует о начальной стадии цифровой зрелости большинства участников рынка [1]. Настоящее исследование представляет систематический обзор литературы за 2015–2025 гг., выполненный по принципам PRISMA, и объединяет международный опыт с казахстанским контекстом применения ИИ/МО к различным видам финансовых рисков (кредитным, рыночным, операционным, мошенничеством/AML). Библиометрический и тематический анализ фиксируют резкий рост публикаций после 2015 г., распространение сложных архитектур (глубокие нейронные сети, ансамблевые методы) и возрастающее внимание к объяснимому ИИ (ХАІ). Выявлено, что современные алгоритмы МО обеспечивают существенные улучшения точности, скорости и надежности прогнозов по сравнению с традиционными подходами [2] при сохраняющихся ограничениях интерпретируемости и внедрения на уровне производственных систем. Практическая устойчивость решений требует применения практик MLOps (контроль версий, автоматизированный ввод программ или модели в рабочую среду, где ей реально пользуются бизнес-процессы, мониторинг и валидация моделей). Научная новизна статьи заключается в комплексной систематизации методов ИИ по видам финансовых рисков (кредитный, рыночный, операционный, мошенничество/AML) с учетом ХАІ, а также в разработке структурированной дорожной карты внедрения ИИ для банков и регуляторов. Практическая значимость заключается в наборе конкретных рекомендаций по развитию инфраструктуры данных, процессов управления модельным риском, ХАІ-инструментов и SupTech-решений, предназначенных для использования финансовыми организациями и надзорными органами Казахстана.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект (ИИ), машинное обучение (МО), объяснимый искусственный интеллект (ХАІ), управление финансовыми рисками, кредитный скоринг, финансовые технологии (финтех), регуляторные практики.

## Введение

В последние годы применение методов искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения (МО) в управлении финансовыми рисками демонстрирует устойчивый рост. ИИ используется для прогнозирования дефолтов, выявления мошенничества, оценки волатильности и системного риска, а также для автоматизации контрольных процедур в финансовых организациях [3, 4]. Драйверами выступают рост объемов данных, развитие алгоритмов обучения и распространение цифровых финансовых услуг. Вместе с тем широкое внедрение ИИ сопровождается новыми рисками: ограниченной прозрачностью и объяснимостью моделей, возможной алгоритмической дискриминацией, уязвимостями кибербезопасности и регуляторной неопределенностью (рисунок 1).

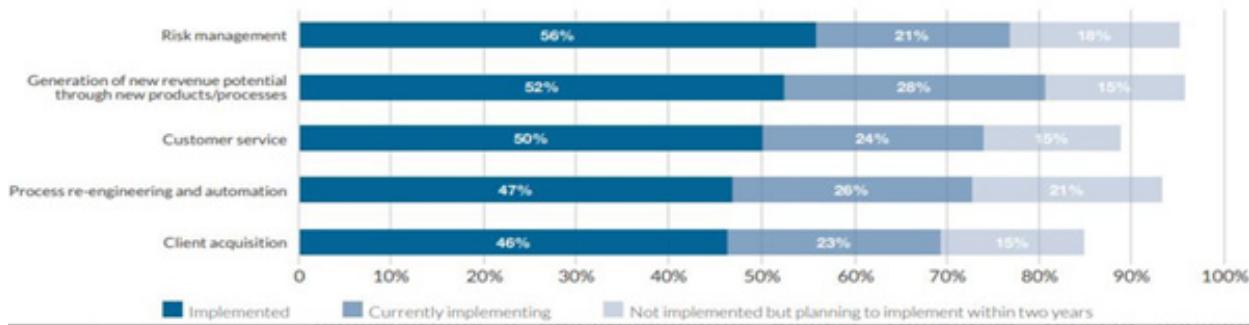


Рисунок 1 – Статистика внедрения ИИ в основных сферах бизнеса

Примечание: Составлено на основе источника [19].

Исследования последних 10–15 лет показывают, что модели МО/ИИ, как правило, превосходят традиционные статистические модели по точности и чувствительности, особенно при работе с большими и гетерогенными массивами данных [4]. Однако большинство работ сфокусировано на технических аспектах (выбор алгоритмов, оптимизация метрик качества) при недостаточном внимании к интерпретируемости моделей, вопросам жизненного цикла (MLOps) и управлению модельным риском. В литературе подчеркивается дефицит исследований по объяснимому ИИ (XAI) и межрегуляторному анализу: технические метрики преобладают, тогда как требования регуляторов к прозрачности и контролируемости моделей часто остаются за рамками эмпирических исследований [5]. Глобальные регуляторы исходят из того, что непрозрачные «чёрные ящики» недопустимы в финансовых услугах, где решения моделей напрямую влияют на права клиентов и финансовую стабильность. В этой связи особое значение приобретает развитие XAI-подходов и практик управления модельным риском, позволяющих раскрывать логику решений ИИ и обеспечивать надзорный контроль. Управление финансовыми рисками вступает в фазу технологической трансформации: классические скоринговые и стресс-тестовые методики сохраняют значимость, но их статичность ограничивает эффективность в условиях ускоряющихся рыночных изменений. В Казахстане цифровая трансформация финансового сектора ускоряется, и ИИ рассматривается как ключевой фактор повышения конкурентоспособности. Национальный банк Казахстана (НБК) и Агентство по регулированию и развитию финансового рынка (АРРФР) исследуют потенциал ИИ для прогнозирования макроэкономических показателей и анализа финансовой стабильности, а также стимулируют внедрение ИИ в финансовых организациях. Согласно отчету НБК о применении ИИ на финансовом рынке Казахстана (опрос 94 организаций), 31% респондентов используют ИИ в той или иной мере (среди банков – около 60%), но лишь 4% внедрили ИИ полностью, что указывает на начальную стадию цифровой зрелости сектора [6]. Основными барьерами названы высокие затраты, дефицит компетенций и недостаток доверия к технологиям. На государственном уровне реализуются меры по формированию институциональной и нормативной базы развития ИИ: действует национальная программа цифровизации, приняты стратегические документы по развитию цифровой экономики, учрежден профильный университет ИИ, профильное министерство трансформировано в Министерство искусственного интеллекта и цифрового раз-

вития [7]. В 2025 г. в парламент внесен первый законопроект об ИИ, опирающийся на рискоориентированный подход ЕС и лучшие мировые практики, включая положения Регламента ЕС об ИИ (EU AI Act) [8]. Казахстан стремится сформировать систему регулирования ИИ, сочетающую национальную специфику с международными принципами прозрачности, справедливости и безопасности.

Цель настоящего исследования состоит в анализе литературы и опыта интеграции ИИ в управление финансовыми рисками с учетом глобальных тенденций и казахстанского контекста, а также в формировании практико-ориентированных рекомендаций для финансовых организаций и регуляторов. Исследовательские вопросы конкретизированы через четыре направления, представленные в таблице 1.

Таблица 1 – Исследовательские вопросы и их цели

Идентификатор	Вопросы	Цель
ИВ1	Какие глобальные тренды прослеживаются в исследованиях и практике применения ИИ в управлении финансовыми рисками в 2010–2025 гг.?	Определить темпы роста и географии публикаций, наиболее изученные риски и модели ИИ. Выявить ключевые тематические направления и пробелы, включая проблемы интерпретируемости и внедрения в реальных организациях.
ИВ2	Каково текущее состояние и особенности интеграции ИИ в управление рисками в Казахстане?	Изучить уровень внедрения ИИ в финансовом секторе РК, основные области применения и барьеры, а также инициативы НБРК, АРРФР, МФЦА по развитию и регулированию ИИ.
ИВ3	Какую роль играет объяснимый ИИ (XAI) в управлении финансовыми рисками и какие методы используются для обеспечения прозрачности и надежности моделей?	Изучить отражение тематики XAI в литературе по риск-менеджменту, выделить требования регуляторов к интерпретируемости моделей ИИ, найти реальные кейсы использования XAI для кредитного scoringа и обнаружения аномалий.
ИВ4	Каковы ключевые элементы подходов к регулированию применения ИИ в финансовом секторе в ЕС и Казахстане и в чем проявляются их сходства и различия?	Определить сходства и различия в «применениях ИИ на финансовом рынке» в зарубежных странах и в казахстанских кейсах.

Примечание: Составлено авторами на основе источника [22].

## Материалы и методы

Исследование выполнено в формате IMRaD и основывается на комбинированном подходе, сочетающем систематический обзор литературы (SLR), библиометрический анализ и качественный анализ нормативно-правовых и аналитических документов. Такой дизайн позволяет, с одной стороны, оценить динамику и структуру научной повестки по теме ИИ в управлении финансовыми рисками, а с другой – сопоставить ее с реальными практиками и регуляторными инициативами в Казахстане.

Казахстанский контекст анализировался качественно на основе открытых источников: отчетов НБК и АРРФР, материалов Международного финансового центра «Астана» (МФЦА), профильных публикаций в СМИ, а также законодательных инициатив. В выборку включены, в частности, доклад НБК «Искусственный интеллект на финансовом рынке Казахстана» (2024), проект закона РК об ИИ, EU AI Act (финальная редакция), руководство по ИИ AIFC (2024), стенограммы заседаний Совета по ИИ и другие документы [1]. Сравнение EU AI Act и казахстанского законопроекта выполнено по текстам соответствующих нормативных актов и отражено в сводной таблице. Отдельным блоком рассмотрены статистические и социологические

данные по внедрению ИИ в финансовом секторе: результаты международных опросов (глобальное применение ИИ в риск-менеджменте) и итоги национального исследования НБК и Национальной платежной корпорации. Сопоставление этих данных с результатами SLR и библиометрического анализа позволило уточнить, насколько выявленные в литературе тенденции (включая XAI и регуляторные вопросы) проявляются на практике. Методология исследования схематично представлена на рисунке 2.



Рисунок 2 – Схематическое описание этапов методологии SLR

Примечание: Составлено авторами.

SLR базируется на Scopus и Web of Science из-за их широкого охвата рецензируемой литературы и развитых инструментов фильтрации и индексации. Google Scholar исключен как менее пригодный для строгих обзоров (присутствие нерецензируемого контента, ограниченная фильтрация). Таким образом, Scopus и Web of Science используются в качестве основных источников для количественного и качественного анализа публикаций.

Анализ публикаций после 2015 г. дополнен статистикой по внедрению ИИ в финансовом секторе (рисунок 3), что позволяет сопоставить научную повестку с фактической динамикой использования ИИ-решений.

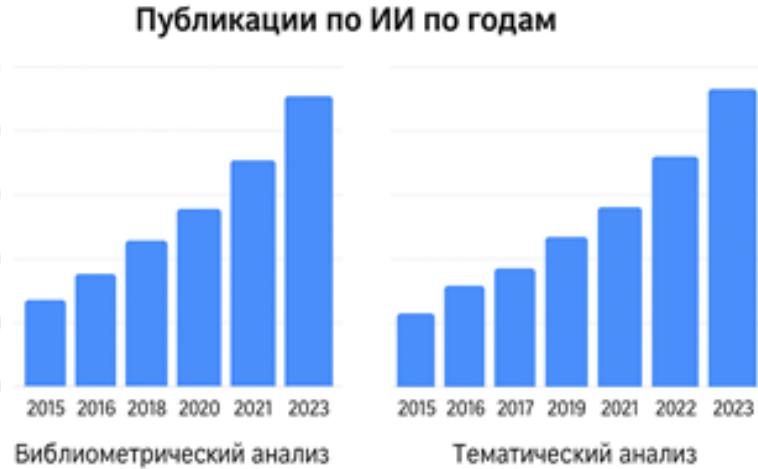


Рисунок 3 – Уровень внедрения ИИ в финансовом секторе (глобальные оценки)

Примечание: Составлено авторами.

Использованы результаты международных опросов и обзоров (глобальное применение ИИ в риск-менеджменте) и итоги национального исследования НБК и Национальной платежной корпорации по применению ИИ в финансовом секторе Казахстана. Сопоставление этих данных с результатами систематического обзора позволило уточнить, насколько выявленные в литературе тенденции, включая XAI и регуляторные аспекты, проявляются на практике (таблица 2).

Таблица 2 – Библиометрические характеристики исследований по ИИ/МО в управлении финансовыми рисками

Ключевые критерии	Результаты
Количество статей по теме «ML в управлении интернет-финансовыми рисками»	17 статей из баз данных Scopus + WoS, до 09.08.2023
Год появления первой статьи в выборке	2019
Динамика публикаций	Первая статья в 2019 г. постепенный рост к 2022 г. ежегодно публикуется до 6 статей в 2023 г. добавляется еще несколько работ
Географическое распределение исследований: Китай Европа, США, глобальные платформы другие регионы	37 статей 23 статьи 23 статьи
Основные типы рисков в фокусе исследований	Риски интернет-платформ, кредитный риск, рыночный риск, мошенничество, киберугрозы
Частота использования традиционных алгоритмов ML	30 упоминаний (Logistic, Random Forest, Naive Bayes, Decision Tree)
Частота использования методов глубокого обучения и нейросетей	25 упоминаний (BP-NN, DLNN, CNN, LSTM, XGBoost)
Наиболее часто используемые методы	Логистическая регрессия, Random Forest, Naive Bayes, Decision Tree
Доминирующие предметные области по классификации Scopus	Computer Science; Mathematics; Engineering
Примечание: Составлено авторами.	

Степень внедрения ИИ в финансовом секторе Казахстана отстает от мировых лидеров. По данным опроса НБК, около 31% казахстанских финансовых организаций уже используют ИИ, тогда как среднемировой показатель составляет порядка 40–45%. В передовых финтех-юрисдикциях (Сингапур, ОАЭ, центры стран ОЭСР) доля компаний, внедривших ИИ, превышает 50%. Эти различия подчеркивают необходимость ускоренного развития ИИ в финансовом секторе РК и наращивания соответствующей инфраструктуры и компетенций.

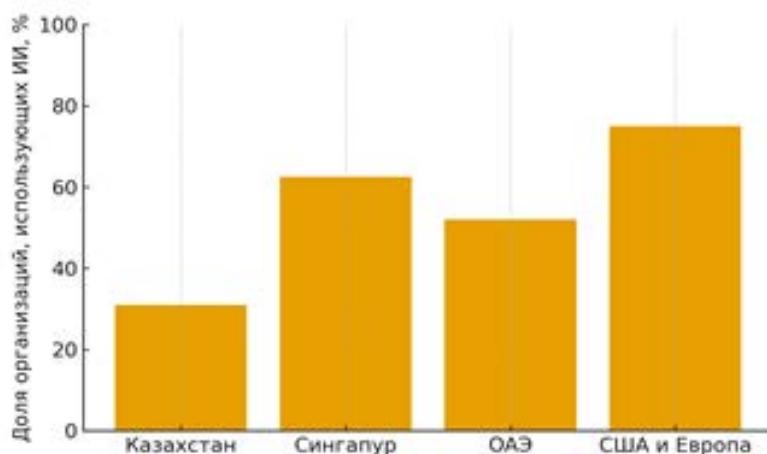


Рисунок 4 – Сравнение уровня внедрения ИИ в финансах:  
Казахстан и зарубежные юрисдикции  
(доля организаций, использующих ИИ, % )

Примечание: Составлено авторами.

Сопоставление с международными данными подтверждает, что Казахстану предстоит нарастить масштаб внедрения ИИ до уровня передовых юрисдикций. При этом положительная

динамика (рост числа пилотных проектов и доверия к технологиям) позволяет ожидать существенного прогресса в ближайшие 2–3 года. Сводные данные о динамике публикаций по тематике ИИ в финансовом контексте за 2015–2023 гг. представлены в таблице 3.

Таблица 3 – Рост числа научных публикаций по применению ИИ в управлении финансовыми рисками (2015–2023 гг.) и их тематическое распределение.

Год	Число публикаций	Соотношение к общему числу публикаций	Ключевые слова
2015	142	2,5%	искусственный интеллект, финансы, алгоритмическая торговля, кредитный скоринг, управление рисками, платежи
2016	162	3,2%	искусственный интеллект, финансы, алгоритмическая торговля, кредитный скоринг, управление рисками, платежи
2017	199	4,5%	искусственный интеллект, финансы, алгоритмическая торговля, кредитный скоринг, управление рисками, платежи
2018	355	7,3%	искусственный интеллект, финансы, алгоритмическая торговля, кредитный скоринг, управление рисками, платежи
2019	644	9,2%	искусственный интеллект, финансы, алгоритмическая торговля, кредитный скоринг, управление рисками, платежи
2020	986	10,6%	искусственный интеллект, финансы, алгоритмическая торговля, кредитный скоринг, управление рисками, платежи
2021	1 048	12,6%	искусственный интеллект, финансы, алгоритмическая торговля, кредитный скоринг, управление рисками, платежи
2022	1 347	16,2%	искусственный интеллект, финансы, алгоритмическая торговля, кредитный скоринг, управление рисками, платежи
2023	1 189	20,8%	искусственный интеллект, финансы, алгоритмическая торговля, кредитный скоринг, управление рисками, платежи

Примечание: Составлено авторами.

Количественный анализ, представленный в таблице 3, показывает устойчивый рост публикационной активности по теме ИИ в управлении финансовыми рисками после 2015 г. и расширение спектра исследуемых задач. Если до 2015 г. работы носили фрагментарный характер, то в последующие годы наблюдается формирование устойчивых тематических кластеров и выход исследований на междисциплинарный уровень, что согласуется с результатами библиометрического анализа (Scopus, Web of Science) за 2010–2025 гг.

Банки Казахстана одними из первых начали применять ИИ во фронт-офисе для повышения качества обслуживания: крупные игроки внедрили чат-ботов и голосовых ассистентов, разгрузив колл-центры и ускорив обработку запросов. Kaspi Bank использует решения на основе ИИ для обслуживания клиентов и выявления мошеннических транзакций (в том числе модуль FICO Falcon), что позволило повысить эффективность антифрод-мониторинга. Банк ЦентрКредит (BCC) уже к 2020 г. перевел розничный кредитный скоринг на ML-модели, в результате чего 100% розничных кредитов проходят автоматизированную AI-оценку рисков. В международной практике банки, такие как ING и Danske Bank, внедряют XAI-подходы (LIME, SHAP) для интерпретации кредитных и AML-моделей, что повышает доверие со стороны риск-менеджеров и комплаенс-служб (таблица 4).

Таблица 4 – Примеры внедрения технологий ИИ в зарубежных и казахстанских банках

Банк (страна)	Примененные методы ИИ	Результат
Kaspi Bank (Казахстан)	Подключение AI-модулей FICO Falcon для мониторинга транзакций (детекция карточного фрода)	Обнаружение мошеннических операций с банковскими картами, повышение эффективности мониторинга транзакций
Банк Центр Кредит (ВСС) (Казахстан)	Автоматизированная система принятия кредитных решений, основанная на скоринговых моделях с использованием нейронных сетей	100% розничных кредитов ВСС теперь обрабатываются с AI-оценкой рисков, что ускоряет выдачу и повышает точность прогнозирования дефолтов
ING (Нидерланды)	Использование метода LIME для интерпретации решений модели кредитного scoringa (объяснимый ИИ)	Повышение доверия к модели со стороны кредитных менеджеров и улучшение воспринимаемости AI-системы персоналом банка
Danske Bank (Дания)	Применение метода SHAP для объяснения алгоритма выявления подозрительных транзакций	Ускорение работы аналитиков комплаенса за счет понимания причин срабатывания алертов; XAI устраниет необходимость «угадывать» логику модели и тем самым повышает скорость и качество принятия решений

Примечание: Составлено авторами.

Для страховых организаций под «скорингом» обычно понимается актуарный анализ рисков, а не кредитный scoring. Как показывает таблица 4, банки применяют ИИ наиболее комплексно: используют ML-модели для кредитного scoringa, выявления мошенничества и интеллектуального клиентского сервиса. МФО сконцентрированы преимущественно на автоматизации scoringa заемщиков, тогда как страховые компании применяют ИИ прежде всего при выявлении мошенничества и урегулировании убытков. Финтех-компании (платежные сервисы, цифровые банки и др.) охватывают практически весь спектр задач – от scoringa и комплаенса до персонализированных рекомендаций клиентам. Глобальные данные подтверждают, что наиболее распространенные сценарии использования ИИ связаны с операционной эффективностью, управлением рисками и комплаенсом, а также с клиентским маркетингом.

Таблица 5 – Сфера использования ИИ в различных типах финансовых организаций

Тип организации	Кредитный scoring	Выявление мошенничества (Fraud/AML)	Обслуживание клиентов	Операционные процессы и маркетинг
Банки	✓ (да)	✓	✓	✓
Страховые компании	– (нет*)	✓	✓	✓
Микрофинансовые организации (МФО)	✓	–	–	–
Финтех-компании	✓	✓	✓	✓

Примечание: Составлено авторами по результатам систематического обзора литературы (2010–2025).

Влияние ИИ на финансовую устойчивость требует прицельного анализа с учетом рисков и регулирования. Ключевыми условиями являются:

- ◆ формирование доверия через объяснимый ИИ и устранение организационных барьеров;
- ◆ наращивание инвестиций и компетенций (инфраструктура данных, MLOps, специализированные команды);
- ◆ достижение измеримого эффекта (рост точности прогнозов, снижение потерь от мошенничества и др.) как основания для масштабирования решений;
- ◆ формирование регулирующей экосистемы AI governance.

Движение по указанной траектории позволит перейти от фрагментарных экспериментов к более целостной цифровой экосистеме в финансах Казахстана, сопоставимой с лучшими международными практиками.

ИИ-технологии в финансовом секторе Казахстана преимущественно используются для улучшения клиентского сервиса и управления рисками. По данным опроса НБК, наибольшая доля кейсов связана с обслуживанием клиентов и фронт-офисными сервисами, далее следуют риск-менеджмент и комплаенс, операционная деятельность и маркетинг, тогда как кибербезопасность и разработка новых продуктов пока остаются нишевыми направлениями (рисунок 5). Эти данные подтверждают, что основной мотивацией внедрения ИИ выступает повышение качества клиентских услуг и эффективности управления рисками.



Рисунок 5 – Основные области применения ИИ  
в финансовом секторе Казахстана (%)

Примечание: Составлено авторами.

## Результаты и обсуждение

Библиометрический анализ подтверждает, что тема применения ИИ/МО для риск-менеджмента финансовых институтов за последние десять лет перешла из разряда нишевых в одну из ключевых в области финансовых технологий. До 2015 г. публикации носили фрагментарный характер, тогда как начиная с 2016–2017 г. ежегодный объем работ существенно возрастает и достигает максимальных значений в 2023–2024 гг. Этот рост отражает технологический прогресс в алгоритмах и вычислительных мощностях, а также расширение доступности данных в финансовом секторе (рисунки 3, 4). Тематический анализ ключевых слов показал формирование нескольких устойчивых кластеров исследований. Крупнейший кластер связан с кредитным риском и скорингом (оценка вероятности дефолта, сегментация заемщиков, использование альтернативных данных). Значительный массив работ посвящен выявлению мошенничества и AML, где применяются методы обнаружения аномалий и глубокое обучение. Отдельные кластеры формируются вокруг рыночного риска и портфельной оптимизации (прогнозирование волатильности, оценка VaR, стресс-тестирование), а также операционных рисков, киберрисков и регуляторики, включая объяснимый ИИ (ХАІ) и управление модельным риском (рисунок 5).

Большинство эмпирических исследований показывает, что модели МО (градиентный бустинг, ансамбли деревьев решений, нейронные сети) демонстрируют преимущество по точности и чувствительности по сравнению с традиционными статистическими моделями, особенно при работе с большими и гетерогенными массивами данных. Вместе с тем подчеркивается высокая чувствительность таких моделей к дрейфу данных, необходимость непрерывного мониторинга и ограничения, связанные с интерпретируемостью и надзором со стороны регуляторов [3–5]. Анализ статистических материалов по Казахстану показывает, что национальный финансовый сектор находится на стадии активного, но еще неполного внедрения ИИ. Таблица 6 обобщает уровень внедрения и структурные характеристики использования ИИ, а на рисунке 6 представлена круговая диаграмма статуса внедрения технологий.

Круговая диаграмма на рисунке 6 показывает, что примерно треть организаций уже применяет ИИ, около половины планируют внедрение в краткосрочной перспективе, а оставшаяся часть не рассматривает ИИ как приоритет. Такое распределение указывает на fazu ускоренного роста и риск технологического разрыва между более и менее продвинутыми участниками рынка.

Таблица 6 – Использование ИИ финансовыми организациями Казахстана

Показатель	Значение
Организаций, уже применяющих ИИ	31% респондентов
Полностью внедрили ИИ в процессы	4% респондентов
Планируют начать внедрение в 2024 г.	45% респондентов
Самые распространенные области применения	Обслуживание клиентов – 16% респондентов; Риск-менеджмент и комплаенс – 14% респондентов; Операционная деятельность, маркетинг и продажи – 11% респондентов; Кибербезопасность и разработка продуктов – 6% респондентов
Популярнейшие технологии ИИ	Машинное обучение – 17% респондентов Нейросети, аналитика данных – каждая <10% респондентов
Основные препятствия	Высокие затраты Нехватка экспертизы Отсутствие регуляторов
Отношение менеджмента к ИИ	44% респондентов считают ИИ стратегически важным 55% респондентов нейтральны 1% респондентов не считают важным
Примечание: Составлено авторами по данным источника [1].	

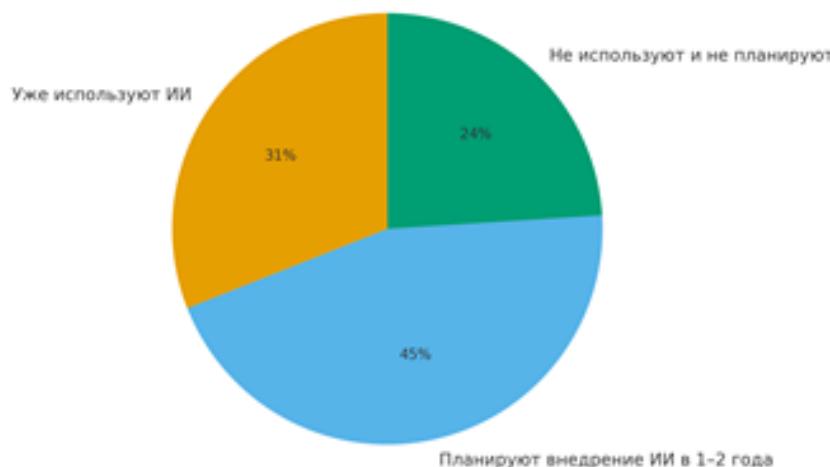


Рисунок 6 – Статус внедрения ИИ на финансовом рынке Казахстана

Примечание: Составлено авторами.

Наиболее распространенной областью применения ИИ в Казахстане является обслуживание клиентов (чат-боты, голосовые помощники, персонализированные предложения). На втором месте находятся риск-менеджмент и комплаенс (кредитный скоринг, мониторинг мошенничества, AML-процедуры), далее следуют маркетинг и продажи, операционная деятельность, кибербезопасность и разработка новых продуктов (рисунок 7, таблицы 4–5).

Гистограмма на рисунке 7 демонстрирует, что риск-ориентированные сценарии уже входят в число приоритетных направлений использования ИИ, однако по глубине интеграции и масштабу проектов уступают клиентским сервисам и маркетинговым приложениям.

Результаты исследования показывают, что к основным барьерам внедрения ИИ на финансовом рынке Казахстана относятся высокие затраты на инфраструктуру и команды, дефицит специалистов с компетенциями в области data science и МО, ограниченность и фрагментарность данных, а также неопределенность регуляторных требований и осторожное отношение части руководителей к технологиям ИИ.

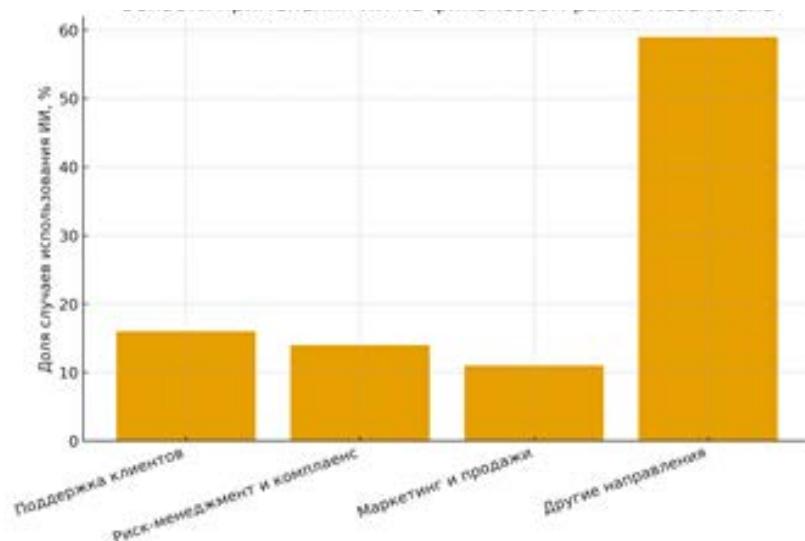


Рисунок 7 – Основные области применения ИИ  
финансовыми организациями Казахстана

Примечание: Составлено авторами.

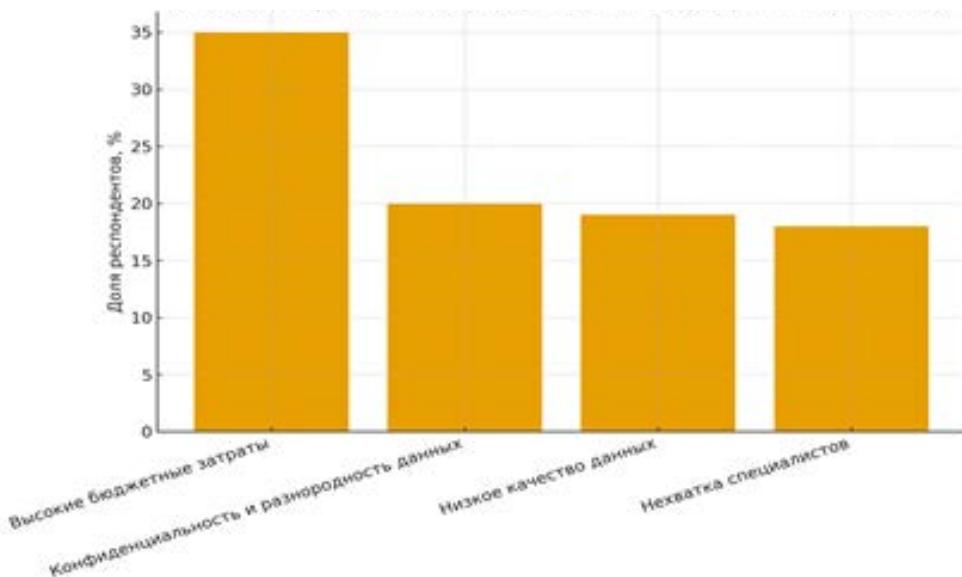


Рисунок 8 – Ключевые препятствия внедрения ИИ  
на финансовом рынке Казахстана.

Примечание: Составлено авторами.

Таким образом, статистический анализ (рисунки 6–8) дополняет результаты библиометрического обзора и позволяет уточнить, в каких сегментах и при каких ограничениях ИИ внедряется в управление рисками в Казахстане. Для наглядной систематизации сведений о применении ИИ по видам финансовых рисков разработана таблица 7, в которой сопоставлены типовые задачи, используемые методы ИИ, основные преимущества, ограничения и XAI-подходы. Такая форма представления позволяет увязать технические решения с задачами управления риск-профилем организации.

Таблица 7 – Применение методов ИИ по видам финансовых рисков и роль XAI

	Задачи	Методы	Преимущества	Ограничения	XAI
Кредитный риск	Оценка кредитоспособности, прогноз PD, сегментация заемщиков.	Логистическая регрессия (в качестве базовой), деревья решений, Random Forest, градиентный бустинг, нейронные сети.	Более высокая точность и гибкость скоринговых моделей, возможность учета широкого набора признаков, включая транзакционные и поведенческие данные.	Повышенные требования к качеству данных, риск переобучения, чувствительность к изменениям макроэкономической среды.	Методы SHAP, LIME, глобальные и локальные меры важности признаков; применение XAI для объяснения отказов и одобрений, повышения доверия кредитных офицеров, клиентов и регуляторов.
Рыночный риск	Прогноз волатильности, оценка VaR, стресс-тестирование портфелей.	Гибридные модели временных рядов, LSTM- и CNN-архитектуры, ансамбли деревьев.	Возможность улавливать нелинейные зависимости и сложные взаимодействия факторов.	Сложность калибровки и интерпретации, ограниченность исторических данных, особенно в условиях структурных сдвигов.	Визуализация влияния макроэкономических и рыночных факторов, интерпретация сигналов, выдаваемых моделями для портфельных решений.
Операционный риск и киберриски	Классификация и прогнозирование инцидентов, аномалия-детекция в логах, оценка киберустойчивости	Методы машинного обучения для текстовых данных (NLP), кластеризация, алгоритмы аномалия-детекции, AIOps-решения.	Повышение скорости обнаружения инцидентов и возможность перехода к превентивным действиям.	Ограниченный объем размеченных данных, сложность привязки сигналов моделей к бизнес-процессам.	Объяснение причин срабатывания сигналов, интерпретация факторов, лежащих в основе классификации событий.
Риск мошенничества и AML	Выявление подозрительных транзакций, построение поведенческих профилей клиентов, обнаружение сетей мошенников.	Деревья решений, ансамбли, градиентный бустинг, графовые модели.	Значительное снижение потерь от мошенничества, повышение эффективности работы подразделений комплаенса.	Необходимость постоянного обновления моделей в связи с адаптацией мошеннических схем, риск высоких долей ложных срабатываний.	Использование XAI для объяснения срабатываний по конкретным операциям, приоритезации кейсов для экспертов, улучшения взаимодействия с регулятором.

Примечание: Составлено авторами.

Международные и национальные регуляторы сталкиваются с необходимостью адаптации подходов к надзору за ИИ-системами: требуется переход от разовых разъяснений к созданию устойчивой экосистемы AI governance, включающей требования к объяснимости моделей, управлению модельным риском, мониторингу дрейфа данных и проведению fairness-аудитов.

Для перехода от аналитического описания к практической плоскости результатов обзора и анализа статистики предложена структурированная дорожная карта внедрения ИИ в управление финансовыми рисками для банков и регуляторов (таблица 10, рисунок 9). Она объединяет результаты SLR, практический опыт казахстанских и зарубежных организаций и регуляторные инициативы в единую логическую последовательность шагов.



Рисунок 9 – Дорожная карта внедрения ИИ в управление финансовыми рисками для банков и регуляторов

Примечание: Составлено авторами.

Эффекты и результаты от внедрения ИИ показывают, что даже на текущей стадии развития технологий достигаются ощутимые практические выгоды. Международный опыт и кейсы казахстанских организаций демонстрируют сокращение времени на андеррайтинг и принятие решений, повышение точности скоринговых моделей, снижение доли мошеннических операций и оптимизацию операционных затрат.

Таблица 8 – Примеры эффектов от внедрения ИИ в финансах

Процесс	Эффект от внедрения ИИ	Примеры
Качество кредитного портфеля (NPL)	Снижены на 25%–40% расходы на обслуживание NPL; Снижен на 30% уровень дефолтов по новым кредитам (более точный отбор заемщиков).	В европейских банках AI-системы по NPL увеличили сбор задолженности на 15–30%. AI-скоринг снизил дефолты на 30% при сохранении объема кредитования.
Операционные издержки	Снижены на 50%–60% трудозатраты на ряд бэк-офисных процессов; ускорение обработки в десятки раз.	JPMorgan COiN сэкономил 360 тысяч часов сотрудникам. В кредитном андеррайтинге время рассмотрения заявки сократилось с дней до минут.
Выявление мошенничества	Увеличение на 20%–30% выявленных случаев фрода; сокращение потерь от мошенничества и киберинцидентов.	В Казахстане банки отмечают рост эффективности AML-мониторинга благодаря ML-моделям. Глобально 93% финкомпаний считают, что AI революционизирует antifraud и уже внедрили его в ту или иную форму.
Клиентский сервис	Повышение удовлетворенности (быстрые ответы 24/7); Увеличение на 10%–15% к cross-sell за счет персонализации.	27% мировых компаний отметили улучшение клиентского опыта через ИИ. Казпочта внедрила чат-бот AIui, обрабатывающий 100% обращений мгновенно, разгрузив call-центр (2023).

Примечание: Составлено авторами.

Как видно из таблицы 8, внедрение ИИ позволяет сокращать время обработки заявок, повышать точность риск-оценок, снижать потери от мошенничества и оптимизировать операционные процессы. Для Казахстана особенно актуальны кейсы по снижению просроченной задолженности и усилению финансового мониторинга, однако максимизация эффектов возможна только при наличии качественных данных, компетентных кадров и устойчивой технологической инфраструктуры.

Для систематизации сведений по XAI и регулированию риск-менеджмента составлена сводная таблица, в которой сопоставлены ключевые выводы систематического обзора литературы, примеры международной практики и практические импликации для Казахстана (таблица 9). Она связывает технические элементы (инструменты интерпретации, мониторинг дрейфа, fairness-аудит) с управлениемскими практиками и рекомендациями по регулированию.

Таблица 9 – Сводка по XAI и регулированию в риск-менеджменте

	Ключевые находки	Примеры/данные и источники	Практическая импликация для РК	Рекомендация авторов
Объяснимость кредитного scoringа (XAI)	ML-модели дают +5–10 п.п. к AUC/Gini vs логит; «черные ящики» снижают доверие и усложняют валидацию	Пилоты банков ЕС (SHAP/LIME), результаты опросов финансатора РК [1]; международные обзоры [2, 5]	Без объяснений модель не пройдет регуляторный и внутренний комплаенс	Закладывать XAI по умолчанию: локальные гайдлайны объяснимости для scoringа; отчет SHAP-профиля при релизе модели
Фрод-мониторинг	Ансамбли/лес решений и графовые методы снижают потери на 20–30% при корректном тюнинге порогов; важен контроль FPR	Практики карт-фрога, FICO-класс, кейсы из литературы [2,19]	Баланс чувствительности/ложных срабатываний критичен для клиентского опыта	Вести KPI по FPR/TPR, объяснимые фичи-вклады (SHAP) для ускорения ручной проверки
Операционные риски/кибер	NLP для инцидентов, AIOps для логов, моделирование киберриска – стадия пилотов	Обзоры и единичные кейсы [2]	Потенциал высок, но требуется производственный мониторинг и дрейф-контроль	Пилоты в SOC с метриками дрейфа (PSI/CSI), журнал объяснений для критичных алертов
Регуляторные ожидания	Риск-ориентированный подход (AI Act/междунар. гайдлайны); для высокорисковых применений – доказуемая объясимость	Нормативные акты и проекты; локальные инициативы [1, 8], AIFC guidance)	Для банков РК – требование «разумной объясимости» при значимых решениях	Принять «минимальный стандарт XAI»: перечень обязательных объяснений для PD/фрод/AML
MLOps и Model Risk Management	Жизненный цикл модели требует реестра, версионирования, мониторинга и переобучений	Практики индустрии; рекомендации надзора	Без MLOps XAI не даст устойчивости	Вести реестр моделей, частоту ре-валидации, журнал изменений; аудит минимум ежегодно

Примечание: Составлено авторами.

Рисунок 10 отражает последовательность шагов по интеграции XAI в риск-модели: от инвентаризации и категоризации моделей по уровню риска до внедрения инструментов объясимости, настройки процедур мониторинга и регулярного пересмотра моделей с учетом требований регуляторов и внутренних стандартов риск-менеджмента.



Рисунок 10 – Логика внедрения XAI в риск-модели

Примечание: Составлено авторами.

Предложенная дорожная карта внедрения ИИ в управление финансовыми рисками фокусируется на трех взаимосвязанных направлениях: развитии аналитических компетенций и управления данными, институционализации процессов MLOps и XAI, а также на настройке взаимодействия с регуляторами. На горизонте 0–36 месяцев она предусматривает переход от отдельных пилотных проектов к системной интеграции ИИ-моделей в ключевые процессы управления рисками при соблюдении принципов объяснимости и управляемости.

Таблица 10 – Дорожная карта внедрения ИИ в риск-менеджмент (горизонт 0–36 мес.)

Горизонт	Банки/МФО/Страховщики	Метрики успеха	Регулятор/Инфраструктура
0–6 мес.	Инвентаризация текущих моделей; запуск реестра моделей; выбор 1–2 use-cases (скоринг/фрод); базовый XAI (локальные SHAP-объяснения)	AUC/Gini↑; отчет по SHAP; время объяснения <1 сек.; FPR≤целевого	Письмо-ожидание по XAI-минимуму; старт регуляторной «песочницы»; форма уведомления о пилотах
6–18 мес.	Валидация и стресс-тесты; fairness-аудит; MLOps-мониторинг (PSI/дрейф); процедуры ручного пересмотра	PD-калибровка (Brier/Кальбр. plot); PSI<0.2; доля кейсов с объяснениями 100%	Черновик гайдлайна XAI для высокорисковых применений; шаблон отчета по модели; обмен лучшими практиками
18–36 мес.	Масштабирование на AML/операционные/кибер; интеграция в ALM/стресс-тесты; периодический аудит	Снижение фрода ≥20%; снижение NPL/ожидаемых потерь; время расследований ↓	Принятие финального гайдлайна; требования к отчетности об объяснимости; механизм инспекций/аудитов

Примечание: Составлено авторами.

В соответствии с заявленной методологией статистический и библиометрический анализ позволяют сделать два ключевых вывода. Во-первых, за период 2015–2025 гг. ИИ фактически закрепился как один из основных инструментов управления финансовыми рисками на глобальном уровне: наибольшая зрелость наблюдается в сегментах кредитного scoringа, выявления мошенничества и таргетированного риск-менеджмента (таблица 11). Во-вторых, в Казахстане формируется сопоставимая по направлениям, но более ранняя стадия зрелости:

доля организаций, применяющих ИИ, растет, однако глубина интеграции и количество риск-ориентированных кейсов пока ограничены, что подчеркивает необходимость целенаправленного развития компетенций, инфраструктуры и регулирования (таблица 12).

Таблица 11 – Внедрение ИИ в управление финансовыми рисками: международный контекст (2015–2020 гг.)

Показатель	Значение / период	Источник
Доля финансовых организаций, использующих ИИ в управлении рисками (risk management domain) в мире	56% респондентов, около 2020 г.	World Economic Forum & Cambridge Centre for Alternative Finance, Transforming Paradigms: A Global AI in Financial Services Survey (2023)
Основные области применения ИИ в финансовых услугах (мировой срез)	Риск-менеджмент, выявление мошенничества, кредитный скоринг, таргетированный маркетинг	World Economic Forum (2020); аналитические обзоры AI in finance
Период активного роста публикаций по ML/ИИ в банковском риск-менеджменте	После 2015 г.; пик приходился на 2018–2022 гг.	Leo et al. (2019); Heß, Damásio (2025)
Примечание: Составлено авторами.		

Таблица 12 – Внедрение ИИ в финансовом секторе Казахстана

Показатель	Значение	Применение
Количество опрошенных организаций	94	Банки, МФО, страховщики, профучастники рынка ценных бумаг, резиденты МФЦА
Доля участников рынка, которые уже используют ИИ	31%	Все типы организаций
Доля банков второго уровня, использующих ИИ	60%	БВУ как наиболее активные пользователи
Стадия внедрения ИИ: начальная	37%	Планирование/первые пилоты
Стадия внедрения ИИ: пилотные проекты	4%	Опробование отдельных решений
Стадия внедрения ИИ: частичная интеграция	11%	ИИ в отдельных процессах
Стадия внедрения ИИ: полная интеграция	4%	ИИ встроен в ключевые бизнес-процессы
Основные области применения ИИ: клиентская поддержка	16% всех кейсов	Чат-боты, голосовые ассистенты
Основные области применения ИИ: риск-менеджмент и комплаенс	14% всех кейсов	Скоринг, антифрод, мониторинг операций
Основные области применения ИИ: маркетинг и продажи	11% всех кейсов	Персонализированные предложения
Ключевые барьеры внедрения: высокие затраты	35% респондентов	Инвестиции в ИТ-инфраструктуру и команды
Ключевые барьеры: конфиденциальность и разнородность данных	20%	Качество и защита данных
Ключевые барьеры: недостаток качественных данных	19%	Неполнота/ошибки в источниках
Ключевые барьеры: дефицит кадров с компетенциями в области ИИ	18%	Data scientists, инженеры ИИ
Примечание: Составлено авторами.		

## Заключение

Проведенный систематический обзор литературы, библиометрический анализ и анализ статистических данных по Казахстану позволили комплексно оценить применение методов искусственного интеллекта в управлении финансовыми рисками и сопоставить глобальные тенденции с национальной практикой. На основе полученных результатов можно сформулировать следующие основные выводы. Во-первых, на глобальном уровне ИИ/МО закрепились как один из ключевых инструментов управления финансовыми рисками. За период 2015–2025 гг. число публикаций по данной тематике существенно возросло, а исследовательская повестка сместились от точечных сравнений точности моделей к анализу комплексной интеграции ИИ в процессы управления рисками. Наиболее развитые направления связаны с кредитным риском и скорингом, выявлением мошенничества и AML, а также с использованием ИИ для поддержки решений в области рыночного риска и портфельного управления. Во-вторых, применение ИИ в управлении финансовыми рисками сопровождается не только ростом точности и скорости принятия решений, но и появлением новых типов рисков. Результаты исследований показывают, что сложные модели чувствительны к дрейфу данных, требуют непрерывного мониторинга и создают регуляторные и репутационные риски в случае отсутствия должной валидации и прозрачности. В связи с этим особое значение приобретают подходы объяснимого ИИ (XAI), управление жизненным циклом моделей и развитие систем MLOps. В-третьих, казахстанский финансовый сектор в целом движется в русле глобальных тенденций, но находится на более ранней стадии зрелости. Доля организаций, применяющих ИИ, постепенно растет, однако глубина интеграции и количество риск-ориентированных кейсов пока ограничены. ИИ в Казахстане преимущественно используется для обслуживания клиентов, кредитного scoringа и антифрод-мониторинга, тогда как более сложные сценарии (моделирование рыночных и операционных рисков, интегрированные системы раннего предупреждения) развиты в меньшей степени. Структурными барьерами выступают высокие затраты на инфраструктуру и команды, дефицит специалистов, фрагментарность и ограниченность данных, а также неопределенность нормативных требований. В-четвертых, международный опыт и результаты анализа казахстанского контекста указывают на необходимость системного развития XAI и управления модельным риском. Использование инструментов интерпретации (SHAP, LIME и др.), внедрение процедур мониторинга дрейфа, fairness-аудита и документирования моделей становится необходимым условием для поддержания доверия со стороны риск-менеджеров, органов надзора и клиентов. Формирование специализированных команд по ИИ и модельному риску, развитие SupTech-решений и уточнение требований к объяснимости моделей позволяют снижать вероятность концентрации непрозрачных и неконтролируемых рисков. Практическая значимость исследования заключается в том, что на основе сопоставления глобальных и национальных тенденций предложена дорожная карта внедрения ИИ в управлении финансовыми рисками для финансовых организаций и регуляторов Казахстана. Для финансовых организаций ключевыми приоритетами являются: развитие инфраструктуры данных и процессов data governance; поэтапное внедрение MLOps и XAI; интеграция ИИ-моделей в процессы кредитного scoringа, антифлага, стресс-тестирования и мониторинга рисков с учетом регуляторных требований. Для органов надзора приоритетными направлениями выступают: наращивание аналитических и технологических компетенций, разработка руководств по управлению модельным риском и XAI, а также развитие SupTech-инструментов для анализа больших объемов данных и мониторинга ИИ-систем. Полученные результаты создают основу для дальнейших исследований, направленных на количественную оценку эффективности ИИ в управлении различными видами финансовых рисков в Казахстане, анализ влияния ИИ на финансовую устойчивость организаций, а также разработку метрик и инструментов для практической оценки зрелости ИИ-практик в финансовом секторе. Перспективным направлением является эмпирическое тестирование предложенной дорожной карты на данных казахстанских финансовых организаций и уточнение рекомендаций с учетом отраслевых и институциональных особенностей.

## ЛИТЕРАТУРА

- 1 Искусственный интеллект на финансовом рынке Казахстана: текущее состояние, перспективы и анализ регуляторных подходов. АО «Национальная платежная корпорация»; Национальный банк Республики Казахстан. URL: <https://aifc.kz/wp-content/uploads/2024/08/1.2-iskusstvennyj-intellekt-na-finansovom-rynke-kazahstana-tekushhee-sostoyanie-perspektivy-i-analiz-regulyatornyh-podhodov.pdf> (дата обращения: 14.10.2025)
- 2 Nallakaruppan M.K., Chaturvedi H., Grover V. Credit risk assessment and financial decision support using explainable artificial intelligence // Risks. 2024. No. 12(10). P. 164.
- 3 Theodorakopoulos L., Theodoropoulou A., Bakalis A. Big data in financial risk management: evidence, advances, and open questions: a systematic review // Frontiers in Artificial Intelligence. 2025. No. 8. Art. 1658375.
- 4 Hess V.L., Damásio B. Machine learning in banking risk management: mapping a decade of evolution // International Journal of Information Management Data Insights. 2025. No. 5. Art. 100324. Фамилия первого автора неверно написана?
- 5 Bussmann N., Giudici P., Marinelli D., Papenbrock J. Explainable AI in Fintech Risk Management // Frontiers in Artificial Intelligence. 2020. No. 3. Art. e00026.
- 6 Филоненко Е. Поддержка клиентов и риск-менеджмент: как финучреждения Казахстана используют ИИ // Digital Business. 23 апреля 2024. URL: <https://digitalbusiness.kz/2024-04-23/kak-finuchrezhdeniya-kazahstana-ispolzuyut-ii/> (дата обращения: 14.10.2025)
- 7 Нуруллин Э. Токаев об ИИ: речь идет о нашем суверенитете // Tengrinews. 1 октября 2025. URL: [https://tengrinews.kz/kazakhstan\\_news/tokaev-ob-ii-rech-idt-o-nashem-suverenitete-582126/](https://tengrinews.kz/kazakhstan_news/tokaev-ob-ii-rech-idt-o-nashem-suverenitete-582126/) (дата обращения: 14.10.2025)
- 8 Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council on harmonised rules on artificial intelligence. Artificial Intelligence Act. 2024.
- 9 Nakispekova A. Kazakhstan Sets Stage for AI Regulation with New Draft Law. // The Astana Times, 2025. URL: <https://astanatimes.com/2025/06/kazakhstan-sets-stage-for-ai-regulation-with-new-draft-law/> (accessed: 14.10.2025)
- 10 Waltman L.R., van Eck N.J.P. Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping // Scientometrics. 2010. No 84(2). P. 523–538.
- 11 Aria M., Cuccurullo C. Bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis // Journal of Informetrics. 2017. No 11(4). P. 959–975.
- 12 Khan F.S., Mazhar S.S., Mazhar K. et al. Model-agnostic explainable artificial intelligence methods in finance: a systematic review // Artificial Intelligence Review. 2025. No. 58. P. 232.
- 13 Tian X., Tian Z., Khatib S.F.A., Wang Y. Machine learning in internet financial risk management: a systematic literature review // PLOS ONE. 2024. No. 19. Art. e0300195.
- 14 Sethi M., Bohra N.S., Johri A., Asif M. Emerging dimensions in Fintech: Insights from bibliometric analysis // Digital Business. 2025. No. 5. P. 100113.
- 15 Экономическое обозрение НБК: применение регулятором машинного обучения и искусственного интеллекта, анализ зарубежных инвестиций в РК. Национальный банк Республики Казахстан. – 2024. URL: <https://www.nationalbank.kz/ru/news/informacionnye-soobshcheniya/16417> (дата обращения: 15.10.2025)
- 16 Регулятивное руководство по использованию искусственного интеллекта в АIFC. Astana International Financial Centre. – 2024. URL: <https://aifc.kz/wp-content/uploads/2024/10/regulatory-guidance-on-using-ai-in-the-aifc-2024.pdf> (дата обращения: 15.10.2025)
- 17 Токаев поручил создать исследовательский университет в области искусственного интеллекта // Informburo.kz 1 октября 2025. URL: <https://informburo.kz/novosti/tokaev-porucil-sozdat-issledovatel'skii-universitet-v-oblasti-ii> (дата обращения: 15.10.2025)
- 18 Transforming Paradigms: A Global AI in Financial Services Survey. Cambridge Centre for Alternative Finance. World Economic Forum. 2020. URL: [https://www3.weforum.org/docs/WEF\\_AI\\_in\\_Financial\\_Services\\_Survey.pdf](https://www3.weforum.org/docs/WEF_AI_in_Financial_Services_Survey.pdf) (accessed: 15.10.2025)
- 19 Scopus User Guide // Quick Reference. Analyze search results. Elsevier, 2025. URL: [https://supportcontent.elsevier.com/RightNow%20Next%20Gen/Scopus/Files/Scopus\\_User\\_Guide.pdf](https://supportcontent.elsevier.com/RightNow%20Next%20Gen/Scopus/Files/Scopus_User_Guide.pdf) (accessed: 12.10.2025)
- 20 Page M.J., McKenzie J.E., Bossuyt P.M. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews // BMJ. 2021. No. 372. P. 71.
- 21 Kitchenham B. Procedures for Performing Systematic Reviews: Joint Technical Report TR/SE-0401 // Department of Computer Science. Keele University. National ICT Australia Ltd. Keele, UK. Sydney, NSW, Australia. 2004.

22 Kraus A., Küchenhoff H. Credit Scoring and the Optimization Concerning Area Under the Curve // University of Edinburgh Business School, Centre for Economic Research. 2017. URL: <https://cer.business-school.ed.ac.uk/wp-content/uploads/sites/55/2017/02/Credit-Scoring-and-the-Optimization-Concerning-Area-Under-the-Curve-Anne-Kraus-and-Helmut-K%C3%BCchenhoff.pdf>. (accessed:12.10.2025)

## REFERENCES

- 1 Iskusstvennyj intellekt na finansovom rynke Kazahstana: tekushhee sostojanie, perspektivy i analiz reguljatornyh podhodov. AO «Nacional'naja platezhnaja korporacija»; Nacional'nyj bank Respublikи Kazahstan. URL: <https://aifc.kz/wp-content/uploads/2024/08/1.2-iskusstvennyj-intellekt-na-finansovom-ryanke-kazahstana-tekushhee-sostoyanie-perspektivy-i-analiz-regulyatornyh-podhodov.pdf> (data obrashhenija: 14.10.2025) (In Russian).
- 2 Nallakaruppan M.K., Chaturvedi H., Grover V. (2024) Credit risk assessment and financial decision support using explainable artificial intelligence // Risks. Vol. 12. No. 10. P. 164. (In English).
- 3 Theodorakopoulos L., Theodoropoulou A., Bakalis A. (2025) Big data in financial risk management: evidence, advances, and open questions: a systematic review // Frontiers in Artificial Intelligence. No. 8. Art. 1658375. (In English).
- 4 Hess V.L., Damásio B. (2025) Machine learning in banking risk management: mapping a decade of evolution // International Journal of Information Management Data Insights. No. 5. Art. 100324. (In English).
- 5 Bussmann N., Giudici P., Marinelli D., Papenbrock J. (2020) Explainable AI in Fintech Risk Management// Frontiers in Artificial Intelligence. No. 3. Art. e00026. (In English).
- 6 Filonenko E. (2024) Podderzhka klientov i risk-menedzhment: kak finuchrezhdenija Kazahstana ispol'zujut II // Digital Business. URL: <https://digitalbusiness.kz/2024-04-23/kak-finuchrezhdeniya-kazahstana-ispolzuyut-ii/> (data obrashhenija: 14.10.2025) (In Russian).
- 7 Nurullin Je. (2025) Tokaev ob II: rech' ide t o nashem suverenitete // Tengrinews. URL: [https://tengrinews.kz/kazakhstan\\_news/tokaev-ob-ii-rech-idt-o-nashem-suverenitete-582126/](https://tengrinews.kz/kazakhstan_news/tokaev-ob-ii-rech-idt-o-nashem-suverenitete-582126/) (data obrashhenija: 14.10.2025) (In Russian).
- 8 Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council on harmonised rules on artificial intelligence. Artificial Intelligence Act. 2024. (In English).
- 9 Nakispekova A. (2025) Kazakhstan Sets Stage for AI Regulation with New Draft Law. // The Astana Times. URL: <https://astanatimes.com/2025/06/kazakhstan-sets-stage-for-ai-regulation-with-new-draft-law/> (accessed: 14.10.2025) (In English).
- 10 Waltman L.R., van Eck N.J.P. (2010) Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping // Scientometrics. Vol. 84. No. 2. P. 523–538. (In English).
- 11 Aria M., Cuccurullo C. (2017) Bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis // Journal of Informetrics. Vol. 11. No 4. P. 959–975. (In English).
- 12 Khan F.S., Mazhar S.S., Mazhar K. et al. (2025) Model-agnostic explainable artificial intelligence methods in finance: a systematic review // Artificial Intelligence Review. No. 58. P. 232. (In English).
- 13 Tian X., Tian Z., Khatib S.F.A., Wang Y. (2024) Machine learning in internet financial risk management: a systematic literature review // PLOS ONE. No. 19. Art. e0300195. (In English).
- 14 Sethi M., Bohra N.S., Johri A., Asif M. (2025) Emerging dimensions in Fintech: Insights from bibliometric analysis // Digital Business. No. 5. P. 100113. (In English).
- 15 Jekonomicheskoe obozrenie NBK: primenie reguljatorom mashinnogo obuchenija i iskusstvennogo intellekta, analiz zarubezhnyh investicij v RK. Nacional'nyj bank Respublikи Kazahstan. 2024. URL: <https://www.nationalbank.kz/ru/news/informacionnye-soobshcheniya/16417> (data obrashhenija: 15.10.2025) (In Russian).
- 16 Reguljativnoe rukovodstvo po ispol'zovaniju iskusstvennogo intellekta v AIFC. Astana International Financial Centre. 2024. URL: <https://aifc.kz/wp-content/uploads/2024/10/regulatory-guidance-on-using-ai-in-the-aifc-2024.pdf> (data obrashhenija: 15.10.2025) (In Russian).
- 17 Tokaev poruchil sozdat' issledovatel'skij universitet v oblasti iskusstvennogo intellekta // Informburo.kz 1 oktyabrja 2025. URL: <https://informburo.kz/novosti/tokaev-porucil-sozdat-issledovatelskii-universitet-v-oblasti-ii> (data obrashhenija: 15.10.2025) (In Russian).
- 18 Transforming Paradigms: A Global AI in Financial Services Survey. Cambridge Centre for Alternative Finance. World Economic Forum. 2020. URL: [https://www3.weforum.org/docs/WEF\\_AI\\_in\\_Financial\\_Services\\_Survey.pdf](https://www3.weforum.org/docs/WEF_AI_in_Financial_Services_Survey.pdf) (accessed: 15.10.2025) (In English).

19 Scopus User Guide // Quick Reference. (2025) Analyze search results. Elsevier. URL: [https://supportcontent.elsevier.com/RightNow%20Next%20Gen/Scopus/Files/Scopus\\_User\\_Guide.pdf](https://supportcontent.elsevier.com/RightNow%20Next%20Gen/Scopus/Files/Scopus_User_Guide.pdf) (accessed: 12.10.2025) (In English).

20 Page M.J., McKenzie J.E., Bossuyt P.M. (2021) The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews // BMJ. No. 372. P. 71. (In English).

21 Kitchenham B. (2004) Procedures for Performing Systematic Reviews: Joint Technical Report TR/SE-0401 // Department of Computer Science. Keele University. National ICT Australia Ltd. Keele, UK. Sydney, NSW, Australia. (In English).

22 Kraus A., Küchenhoff H. (2017) Credit Scoring and the Optimization Concerning Area Under the Curve // University of Edinburgh Business School, Centre for Economic Research. URL: <https://cer.business-school.ed.ac.uk/wp-content/uploads/sites/55/2017/02/Credit-Scoring-and-the-Optimization-Concerning-Area-Under-the-Curve-Anne-Kraus-and-Helmut-K%C3%BCchenhoff.pdf>. (accessed: 12.10.2025) (In English).

**АБИШЕВА К.Ж.,<sup>\*1</sup>**

докторант.

\*e-mail: 24250550@turan-edu.kz

ORCID ID: 0009-0003-5892-2374

**СЕЛЕЗНЕВА И.В.,<sup>1</sup>**

э.ф.д., профессор.

e-mail: i.selezneva@turan-edu.kz

ORCID ID: 0000-0002-5470-5060

**ҚЫДЫРБАЕВА Ш.Д.,<sup>1</sup>**

э.ф.к., қауымдастырылған профессор.

e-mail: s.kydyrbayeva@turan-edu.kz

ORCID ID: 0000-0003-1863-7088

**ШТИЛЛЕР М.В.,<sup>2</sup>**

э.ф.д., профессор.

e-mail: stilmarmax@mail.ru

ORCID ID: 0000-0001-7715-0654

<sup>1</sup>«Тұран» университеті,

Алматы қ., Қазақстан

<sup>2</sup>Санкт-Петербург мемелекеттік

экономикалық университеті,

Санкт-Петербург қ., Ресей

## **ҚАРЖЫЛЫҚ ТӘУЕКЕЛДЕРДІ БАСҚАРУДАҒЫ ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ: ҒАЛАМДЫҚ ҮРДІСТЕР, XAI ЖӘНЕ ҚАЗАҚСТАННЫҢ РЕТТЕУШІЛІК ТӘСІЛДЕРІ**

### **Андратпа**

Жасанды интеллект (ЖИ) пен машиналық оқытуды (МО) қаржылық тәуекелдерді басқаруға интеграциялау әлемдік деңгейде де, Қазақстанда да қарқын алуда. Бұл технологиялар болжакудың дәлдігін арттырып, негізгі процестерді автоматтандыруға мүмкіндік береді, сонымен қатар модельдердің ашықтығы, шешімдердің этикасы және реттеуіш қадағалау бойынша жаңа сыйн-қатерлер туындалады. Қазақстан Республикасының Ұлттық Банкі жүргізген сауланамаға сәйкес, қаржы секторы үйымдарының шамамен 31%-ы (оның ішінде банктердің 60%-ы) ЖИ қолданады, алайда тек 4%-ы оны ішкі тәуекелдерді басқару үрдістерінде толық операцияландырган [1]. Бұл зерттеу PRISMA қағидаттарына негізделген 2010–2025 жылдардағы жүйелі әдеби шолу болып табылады және ЖИ/МО-ды қаржылық тәуекелдердің сан алуан санаттарына (несиелік, нарықтық, операциялық, алайқтық/AML) колдану жөніндегі халықаралық дәлелдемелерді Қазақстан контекстімен ұштастырады. Библиометриялық және тақырыптық талдау 2015 жылдан кейін жарияланымдардың күрт өсінен, күрделі архитектуралардың (терең нейрондық жөлітер, ансамблдік әдістер) кең тарағанын және түсіндірмелі ЖИ-ға (XAI) қызығушылықтың артқанын көрсетеді. Қазіргі МО алгоритмдері дәстүрлі тәсілдермен салыстырғанда тәуекел болжамдарының дәлдігін, жылдамдығын және сенимділігін айттарлықтай жақсартатыны анықтады [2], алайда интерпретациялану және өндірістік деңгейде енгізу мәселелері сақталуда. Шешімдердің операциялық орнықтылығы MLops тәжірибелерін талап етеді (нұсқаларды басқару, бағдарламалық қамтама мен модельдерді продакшн ортага автоматтандырылған енгізу, модельдерді мониторингілеу және валидациялау). Зерттеудің ғылыми құндылығы – жаһандық практикаларды жергілікті ерекшеліктермен ықпалдастыру; практикалық маңызы – пәнаралық AI governance комитеттерін

құру, шешімдердің ашықтығын арттыру үшін XAI құралдарын енгізу және ұлттық реттеуді халықаралық стандарттармен үйлестіру жөніндегі ұсынымдар.

**Тірек сөздер:** жасанды интеллект (ЖИ), машиналық оқыту (МО), түсіндірілетін жасанды интеллект (ХАИ), қаржылық тәуекелдерді басқару, несие скорингі, қаржылық технологиялар (картех), реттеу тәжірибелері.

**ABISHEVA K.Zh.,<sup>\*1</sup>**

PhD student.

\*e-mail: 24250550@turan-edu.kz

ORCID ID: 0009-0003-5892-2374

**SELEZNEVA I.V.,<sup>1</sup>**

d.e.s., professor.

e-mail: i.selezneva@turan-edu.kz,

ORCID ID: 0000-0002-5470-5060

**KYDYRBAYEVA Sh.D.,<sup>1</sup>**

c.e.s., associate professor.

e-mail: s.kydyrbayeva@turan-edu.kz

ORCID ID: 0000-0003-1863-7088

**SHTILLER M.V.<sup>2</sup>**

d.e.s., professor.

e-mail: stilmarmax@mail.ru

ORCID ID: 0000-0001-7715-0654

<sup>1</sup>Turan University,

Almaty, Kazakhstan

<sup>2</sup>St. Petersburg State University of Economics,  
St. Petersburg, Russia

## ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN FINANCIAL RISK MANAGEMENT: GLOBAL TRENDS, XAI AND REGULATORY APPROACHES IN KAZAKHSTAN

### Abstract

The integration of artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) into financial risk management is accelerating globally and in Kazakhstan. These technologies enhance forecast accuracy and automate key processes, while simultaneously posing challenges for model transparency, decision ethics, and regulatory oversight. According to the National Bank of the Republic of Kazakhstan, about 31% of financial organizations are already using AI, while among second-tier banks the share of users reaches 60%. At the same time, only a small portion of organizations have integrated AI across all key business functions, indicating that most market participants are at an early stage of digital maturity [1]. This study presents a 2010–2025 systematic literature review conducted under PRISMA principles, combining international evidence with the Kazakhstani context of applying AI/ML to various categories of financial risk (credit, market, operational, fraud/AML). Bibliometric and thematic analyses indicate a sharp post-2015 increase in publications, diffusion of complex architectures (deep neural networks, ensemble methods), and rising attention to explainable AI (XAI). Contemporary ML algorithms deliver substantial improvements in the accuracy, speed, and reliability of risk forecasts relative to traditional approaches [2], while limitations in interpretability and production-level implementation persist. The operational robustness of solutions requires MLOps practices (version control, automated deployment of software and models into production environments, and model monitoring and validation). The scientific novelty of the article lies in the comprehensive systematization of AI methods by types of financial risks (credit, market, operational, fraud/AML) with consideration of XAI, as well as the development of a structured roadmap for AI implementation for banks and regulators. The practical significance lies in a set of specific recommendations for the development of data infrastructure, model risk management processes, XAI tools, and SupTech solutions designed for use by financial organizations and supervisory authorities in Kazakhstan.

**Keywords:** artificial intelligence (AI), machine learning (ML), explainable artificial intelligence (XAI), financial risk management, credit scoring, financial technologies (fintech), regulatory practices.

Дата поступления статьи в редакцию: 09.04.2025