



№4

MOLIYAVIY TEXNOLOGIYALAR

ILMIY ELEKTRON JURNALI



ISSN: 2181-3965
VOLUME 5
TOSHKENT 2026

“MOLIYAVIY TEXNOLOGIYALAR” ILMIY ELEKTRON JURNALI TAHRIRIYAT KENGASHI RAISI

To‘lqin Zakirovich Teshabayev – tahririyat kengashi raisi. Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti rektori, iqtisodiyot fanlari doktori, professor

TAHRIRIYAT KENGASHI

Mehmonov Sultonali Umaraliyevich – Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti, O‘quv ishlari bo‘yicha birinchi prorektor, iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Abdurahmanova Gulnora Qalandarovna - Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti, Ilmiy ishlar va innovatsiyalar bo‘yicha prorektor, iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Karimova Komila Daniyarovna - Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti, Yoshlar masalalari va ma‘naviy-marifiy ishlar bo‘yicha birinchi prorektor, iqtisodiyot fanlari doktori, dotsent

Xudoyqulov Sadirdin Karimovich - Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti, Hududiy ta‘lim masalalari va markazlar bo‘yicha prorektor, iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Sindarov Sherzod Egamberdiyevich – Toshkent davlat iqtisodiyot universiteti, Infratuzilmalarni rivojlantirish va iqtisod ishlari bo‘yicha prorektor, iqtisodiyot fanlari doktori, dotsent

Saparov Aktam Jo‘rayevich – bosh muharrir, filologiya fanlari doktori

Islamkulov Alimnazar Xudjamuratovich – iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Pardayev Abdunabi Xoliqovich – iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Kuziyev Islomjon Ne‘matovich – iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Baymurotov Tursunbay Maxkambayevich – iqtisodiyot fanlari nomzodi, professor

Omonov Akrom Abdinazarovich – iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Sharipov Qongratbay Avezimbetovich – texnika fanlari doktori, professor, O‘zbekiston Respublikasi Oliy ta‘lim, fan va innovatsiyalar vaziri

Jumayev Nodir Xosiyatovich – iqtisodiyot fanlari doktori, professor, O‘zbekiston Respublikasi Oliy Kengashi deputati

Haydarov Nizomiddin Hamroyevich – iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Raviprakash G. Dani – Xalqaro ta‘lim konsultanti, professor (AQSH)

Bagautdinova Nailya Gumerovna – Qozon federal universiteti Boshqaruv, iqtisodiyot va moliya instituti direktori, iqtisodiyot fanlari doktori, professor (Rossiya Federatsiyasi)

Sharifzoda Mu‘min Mashokir – Tojik davlat huquq, biznes va siyosat instituti rektori, iqtisodiyot fanlari doktori, professor (Tojikiston Respublikasi)

Maley Elena Borisovna – Polotsk davlat universiteti rektori, iqtisodiyot fanlari nomzodi, dotsent (Belarus Respublikasi)

Asif Mahbub Karim – Malayziya Menejment va tadbirkorlik universiteti professori (Malayziya qirolligi)





Piter Xayk – Yevropa amaliy fanlar va menejment instituti ilmiy ishlar bo'yicha prorektori (Chexiya Respublikasi)

Yavuz Demirel – Kastamonu universiteti professori (Turkiya Respublikasi)

Jo'rayev Abdug'affor Safarovich – Termez agrotexnologiyalar va Innovatsion rivojlanish instituti rektori, iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Ismanov Ibroxim Nabiyeovich – Farg'ona politexnika instituti kafedra mudiri, iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Xayriddinov Azamat Botirovich – Qarshi muhandislik-iqtisodiyot instituti prorektori iqtisodiyot fanlari nomzodi, dotsent

Tashnazarov Samiddin Nizamovich – Samarqand iqtisodiyot va servis instituti kafedra mudiri, iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Nurmanov Ulug'bek Anorbayevich - Bank-moliya akademiyasi “Buxgalteriya hisobi va audit” kafedrasida professori, iqtisodiyot fanlari doktori

Yakubova Nargiz Tursunbayevna – iqtisodiyot fanlari bo'yicha falsafa doktori (PhD), dotsent

Mamatov Baxadir Safaraliyevich – iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Qiyosov Sherzod Uralovich – iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Urazaliyev Kamoliddin Tajikulovich – iqtisodiyot fanlari doktori, dotsent

JURNAL TAHRIRIYATI

Saparov Aktam Jo'rayevich – bosh muharrir, filologiya fanlari doktori, dotsent

Avlokulov Anvar Ziyadullayevich – ilmiy muharrir, iqtisodiyot fanlari doktori, professor

Aliqulov Mehmonali Salohiddin o'g'li – mas'ul muharrir, iqtisodiyot fanlari doktori (DSc), dotsent

Buxorova Moxira Samandarovna – muharrir

O'zbekiston Respublikasi OAK Rayosatining 2023-yil 3-iyundagi 364-son qarori bilan “Moliyaviy texnologiyalar” ilmiy elektron jurnali iqtisodiyot fanlari bo'yicha falsafa doktori (PhD) va fan doktori (DSc) ilmiy darajasiga talabgorlarning dissertatsiyalari yuzasidan assosiy ilmiy natijalarini chop etish tavsiya etilgan ilmiy nashrlar ro'yxatiga kiritilgan.

“Moliyaviy texnologiyalar” ilmiy elektron jurnali

23.11.2022-yildan

O'zbekiston Respublikasi Prezidenti Administratsiyasi huzuridagi Axborot va ommaviy kommunikatsiyalar agentligi tomonidan **№R-566966** reyestr raqami tartibi bo'yicha ro'yxatdan o'tkazilgan.

Litsenziya raqami: **№049864**





MUNDARIJA			
1.	Ollokulova Feruza Mansurovna	Uzoq muddatli davrda davlat-xususiy sheriklik rivojlanishning muqobil ssenariylari	7
2.	Умарова Зумрад Низомиддин кизи	Консолидациялашган молиявий ҳисоботларни тузиш: таъминлар, усуллар ва замонавий ёндашувлар	13
3.	Sayipov Begzod Rahimovich	Valyuta kursi va mehnat bozori barqarorligi o'rtasidagi makroiqtisodiy muvozanatni ta'minlashda monetar siyosatning roli	25
4.	Sharipov G'ulomjon Qarshi o'g'li	Qashqadaryo viloyatida yashil iqtisodiyot rivojlanishining zamonaviy holati va rivojlanish istiqbollari	32
5.	Кабилова Шахноза Жураевна	Организационно-управленческий механизм развития сферы услуг в малом бизнесе (на примере Кашкадарьинской области)	38
6.	Xamdamov Sardor Farmon o'g'li	Davlat xaridlarini moliyaviy tartibga solishning xorijiy tajribasi va undan milliy amaliyotda foydalanish imkoniyatlari	43
7.	Primkulova Zilola Abrorovna	Xususiy tibbiyot tashkilotlarida xarajatlar buxgalteriya hisobini takomillashtirishning nazariy asoslari	48
8.	Kilichev Alisher Akramovich	Mavsumiy ishlab chiqarishni moliyaviy qo'llab-quvvatlashning xorijiy tajribasi va undan O'zbekistonda foydalanish imkoniyatlari	52
9.	Vaisov Dilshod Ibodullayevich	Xorijiy amaliyotda kichik biznes subyektlari moliyaviy raqobatbardoshligini rivojlantirishning integratsiyalashgan institutsional yondashuvlari	57
10.	Nematullayev Hamidullo Azizillo o'g'li	Raqamli iqtisodiyot sharoitida buxgalteriya hisobini transformatsiyalash va MHXSga o'tish istiqbollari	65
11.	Мурадов Бахром Акрамжанович	Темир йўл соҳасида инновацион инфратузилмани ривожлантириш механизмлари	72
12.	Адилов Рустам	Модели кредитного скоринга на основе больших данных: влияние на рост выручки финтех-компаний	78





МОДЕЛИ КРЕДИТНОГО СКОРИНГА НА ОСНОВЕ БОЛЬШИХ ДАННЫХ: ВЛИЯНИЕ НА РОСТ ВЫРУЧКИ ФИНТЕХ-КОМПАНИЙ

Адилов Рустам

студент бакалавриата, кафедра компьютерных наук

Университет ИХХА в Ташкенте

ORCID: 0009-0004-7250-4627

Email: rstmadylov@gmail.com

Аннотация. В статье анализируется влияние моделей кредитного скоринга на основе больших данных и машинного обучения на выручку финтех-компаний. Автор рассматривает механизмы роста дохода через уровень одобрения, уровень дефолта и операционные издержки, а также сопоставляет типы скоринговых моделей по их экономической отдаче.

Ключевые слова: кредитный скоринг, большие данные, машинное обучение, финтех, рост выручки, уровень дефолта, уровень одобрения, альтернативные данные, финансовая инклюзия, кредитный риск, операционные издержки.

KATTA MA'LUMOTLARGA ASOSLANGAN KREDIT SKORINGI MODELLARI: FINTEX KOMPANIYALARI DAROMADINI OSHIRISHDAGI TA'SIRI

Adilov Rustam

Bakalavriat talabasi, Kompyuter fanlari kafedrası

Toshkentdagi INHA universiteti

ORCID: 0009-0004-7250-4627

Email: rstmadylov@gmail.com

Annotatsiya. Maqolada katta ma'lumotlar va mashinali o'qitish asosidagi kredit skoringi modellarining fintex kompaniyalari daromadiga ta'siri tahlil qilinadi. Muallif tasdiqlash darajasi, defolt darajasi va operatsion xarajatlar orqali daromad o'sishi mexanizmlarini ko'rib chiqadi hamda skoring modellari turlarini qiyoslaydi.

Kalit so'zlar: kredit skoringi, katta ma'lumotlar, mashinali o'qitish, fintex, daromad o'sishi, defolt darajasi, tasdiqlash darajasi, muqobil ma'lumotlar, moliyaviy inklyuziya, kredit riski, operatsion xarajatlar.

BIG DATA-DRIVEN CREDIT SCORING MODELS: IMPACT ON FINTECH COMPANY REVENUE GROWTH

Adilov Rustam

Undergraduate Student, Department of Computer Science

INHA University in Tashkent

ORCID: 0009-0004-7250-4627

Email: rstmadylov@gmail.com

Abstract. This article analyzes the impact of Big Data- and machine-learning-based credit scoring models on the revenue of fintech companies. The author examines revenue-growth mechanisms through approval rates, default rates and operating costs, and compares scoring model types by their economic returns.

Keywords: credit scoring, big data, machine learning, fintech, revenue growth, default rate, approval rate, alternative data, financial inclusion, credit risk, operating costs.

Введение

Развитие технологий больших данных, искусственного интеллекта и машинного





обучения существенно трансформировало финансовый сектор, особенно сферу цифрового кредитования. Современные финтех-компании ежедневно обрабатывают большие объёмы информации о потенциальных заёмщиках, используя как традиционные финансовые показатели, так и альтернативные источники данных, включая транзакционную активность, поведенческие характеристики и цифровой след пользователей. Это позволяет принимать решения о выдаче кредита значительно быстрее и точнее по сравнению с классическими подходами. Одним из ключевых инструментов оценки кредитоспособности заёмщиков является кредитный скоринг. От качества скоринговой модели напрямую зависят объём одобренных кредитов, уровень кредитных потерь, операционные расходы и, как следствие, финансовые результаты деятельности финтех-компаний. Повышение точности прогнозирования кредитного риска позволяет одновременно расширять клиентскую базу, снижать вероятность дефолтов и повышать эффективность использования капитала. Несмотря на значительное количество исследований, посвящённых разработке и сравнению алгоритмов кредитного скоринга, влияние качества скоринговых моделей на финансовые показатели компаний, прежде всего на выручку, остаётся изученным недостаточно системно. Большинство работ сосредоточено на сравнении точности моделей или прогнозировании дефолтов, тогда как экономические механизмы формирования прироста выручки рассматриваются фрагментарно.

Целью настоящего исследования является анализ влияния моделей кредитного скоринга, основанных на технологиях больших данных и машинного обучения, на выручку финтех-компаний, а также систематизация основных каналов, через которые повышение точности скоринга способствует росту финансовой эффективности организаций.

Обзор литературы

Кредитный скоринг является одной из наиболее коммерчески значимых областей применения технологий больших данных в финтех-индустрии, поскольку напрямую определяет качество и объём кредитного портфеля организации. Систематический обзор публикаций по машинному обучению в кредитном скоринге за 2018–2024 годы, охвативший 330 научных работ, показывает устойчивый рост интереса исследователей к сравнению классических статистических моделей и современных алгоритмов машинного обучения применительно к задаче оценки кредитоспособности заёмщиков [4].

Ключевым эмпирическим результатом последних лет стало исследование, выполненное на данных крупного банка, обслуживающего свыше 50 миллионов клиентов: внедрение AI-модели кредитного скоринга, использующей «слабые сигналы» (нетрадиционные данные о поведении заёмщика), одновременно повысило уровень одобрения кредитов для недообслуженной части населения и снизило уровень дефолта как для этой группы, так и для основной клиентской базы [1]. Данный результат опровергает распространённое представление о неизбежном компромиссе между расширением охвата клиентов и ростом кредитного риска, демонстрируя, что более точная модель способна одновременно увеличивать объём выдаваемых кредитов и снижать потери от невозврата.

Сопоставление отдельных алгоритмов машинного обучения также свидетельствует о существенных различиях в их прогностической способности. В исследованиях, посвящённых прогнозированию кредитного дефолта, модель случайного леса (Random Forest) продемонстрировала точность около 95%, тогда как логистическая регрессия - базовая модель, традиционно применяемая банками, показала точность на уровне 80% [5]. Аналогичным образом в работах, посвящённых объяснимому искусственному интеллекту в оценке кредитного риска, градиентный бустинг LightGBM был признан «бизнес-оптимальной» моделью, обеспечивающей наилучшее соотношение между уровнем одобрения заявок и уровнем дефолта [6].

Отдельное направление литературы связано с использованием альтернативных, поведенческих и транзакционных данных для скоринга клиентов, не имеющих формальной





кредитной истории. Показано, что учёт временных рядов транзакционной активности. Например, устойчивой динамики выручки малого бизнеса позволяет выявлять признаки надвигающегося дефолта до его наступления и одновременно расширять доступ к финансированию для сегментов, которые ранее считались «нескоринговыми» [7].

Экономическая значимость точности скоринговых моделей подтверждается и на уровне отдельных компаний. Так, финтех-кредитор, использующий модели машинного обучения на основе альтернативных данных (включая уровень образования, историю коммунальных платежей и использование мобильной связи), нарастил клиентскую базу до 6,2 миллиона пользователей, а выручка компании за двенадцать месяцев, закончившихся в середине 2023 года, выросла более чем на 70% в годовом выражении [10]. Хотя данный рост определяется комплексом факторов, аналитики связывают его в значительной степени с масштабируемостью продуктовой линейки, ставшей возможной благодаря точному скорингу на основе данных.

На макроуровне исследования также фиксируют связь между развитием финтех-кредитования на основе данных и агрегированными показателями финансовой системы: более совершенные модели оценки риска ассоциируются со снижением кредитного риска коммерческих банков [8] и повышением общей эффективности финансовой деятельности [9]. Таким образом, обзор литературы позволяет утверждать, что качество скоринговой модели выступает не только инструментом управления риском, но и самостоятельным фактором роста выручки финтех-организаций, однако количественная систематизация каналов этого влияния в существующих работах представлена фрагментарно, что определяет направленность настоящего исследования.

Методология исследования

Для изучения влияния моделей кредитного скоринга на выручку финтех-компаний в работе использован комплексный методологический подход. На первом этапе применён метод систематизации научных и отраслевых источников, посвящённых сравнению эффективности различных типов скоринговых моделей - от логистической регрессии до ансамблевых алгоритмов машинного обучения и полностью автоматизированных AI-систем [1; 4; 5; 6].

На втором этапе построена аналитическая модель декомпозиции выручки, позволяющая связать точность скоринговой модели с финансовым результатом финтех-компаний. В основу модели положено представление о том, что изменение выручки от кредитования (ΔR) складывается из трёх компонентов: прироста процентного дохода за счёт увеличения объёма одобренных кредитов ($\Delta Approval \times \text{Средний размер кредита} \times \text{Процентная маржа}$), сокращения потерь от дефолта ($\Delta Default \times \text{Losses given default}$) и экономии на операционных издержках за счёт автоматизации процесса принятия решений. Такая декомпозиция носит иллюстративный характер и предназначена для структурирования каналов влияния, выявленных в литературе, а не для получения точных количественных прогнозов для конкретной организации.

Третий этап включал сравнительный анализ моделей по критерию соотношения «одобрение - дефолт», что является ключевым индикатором экономической эффективности скоринга: модель признаётся экономически более эффективной, если она позволяет одобрять больше платёжеспособных заявителей при сохранении или снижении общего уровня дефолта портфеля [1; 6]. Результаты сопоставления моделей по данному критерию обобщены в разделе «Анализ и результаты».

Четвёртый этап методологии включал качественную оценку роли альтернативных источников данных (транзакционных, поведенческих, геолокационных) в расширении «скорингуемой» клиентской базы, что особенно актуально для развивающихся финтех-рынков, включая Узбекистан, где значительная доля населения не имеет формальной кредитной истории [7]. Информационной базой исследования послужили рецензируемые





научные публикации 2012–2025 годов, а также отраслевые аналитические отчёты, содержащие количественные оценки эффектов внедрения AI-скоринга. Ограничением методологии является отсутствие собственных эконометрических расчётов на первичных данных, что определяет направление дальнейших исследований в сторону построения регрессионных моделей на данных конкретных финтех-организаций Узбекистана.

Анализ и результаты

Проведённый анализ позволил выделить три основных канала, через которые модели кредитного скоринга на основе больших данных влияют на выручку финтех-компаний: расширение объёма одобренных и обслуживаемых кредитов, снижение потерь от невозврата и сокращение операционных издержек на обработку заявок. Обобщённые результаты сопоставления типов моделей по данным каналам представлены в таблице 1.

Таблица 1.

Сопоставление типов моделей кредитного скоринга и каналов их влияния на выручку финтех-компаний (составлено автором на основе [1; 4; 5; 6; 10; 11])

Тип модели скоринга	Точность / AUC (по данным исследований)	Влияние на уровень одобрения и дефолта	Канал воздействия на выручку
Логистическая регрессия (базовая модель)	Точность около 80%	Консервативное одобрение, ограниченный охват «тонких» кредитных досье	Низкий прирост выручки, минимальные потери от дефолта
Random Forest / градиентный бустинг (XGBoost, LightGBM)	Точность до 95–99%; наилучший баланс одобрения и дефолта у LightGBM	Рост одобрения при контролируемом уровне дефолта за счёт нелинейных зависимостей	Расширение кредитного портфеля без пропорционального роста потерь
AI-модель на альтернативных данных (транзакции, поведенческие сигналы)	Повышение точности прогнозирования дефолта на 15–25% относительно традиционных моделей	Рост одобрения для «недообслуженных» клиентов при снижении дефолта у всей популяции	Новые источники дохода за счёт финансово исключённых сегментов, рост процентного дохода
Полностью автоматизированный AI-скоринг с реал-тайм данными	Обработка заявок за минуты вместо дней	Сокращение доли ручной проверки заявок до 60%	Снижение операционных издержек, рост маржинальности кредитных операций

Как показано в таблице 1, переход от базовой логистической регрессии к ансамблевым алгоритмам машинного обучения (Random Forest, градиентный бустинг) сопровождается ростом точности прогнозирования дефолта до 95–99% против примерно 80% у логистической регрессии [5]. Более высокая точность позволяет точнее разделять заёмщиков по уровню риска, что даёт возможность одобрять дополнительные заявки без пропорционального роста потерь — соответствующий эффект прямо формирует прирост процентного дохода финтех-компаний.





Наиболее показательным с точки зрения влияния на выручку является случай применения AI-моделей на альтернативных данных: в исследовании, охватившем более миллиона заявителей крупного банка, внедрение такой модели одновременно повысило одобрение кредитов для ранее недообслуженной группы клиентов и снизило уровень дефолта как для этой группы, так и для основной клиентской базы [1]. Это означает, что выручка от кредитования выросла не за счёт принятия на себя дополнительного риска, а за счёт более точной идентификации платёжеспособных заёмщиков, которые ранее отклонялись из-за ограниченности традиционных данных.

Экономический эффект на уровне отдельной компании иллюстрируется случаем финтех-кредитора, применяющего скоринг на основе альтернативных данных (образование, коммунальные платежи, использование мобильной связи): рост клиентской базы до 6,2 миллиона пользователей сопровождался увеличением выручки более чем на 70% в годовом выражении за двенадцать месяцев [10]. Хотя данный показатель отражает совокупный эффект бизнес-модели, а не изолированное влияние скоринга, масштабируемость кредитного портфеля в данном случае напрямую опирается на способность модели быстро и точно оценивать заявителей без формальной кредитной истории.

Третий канал влияния сокращение операционных издержек связан с автоматизацией процесса рассмотрения заявок. По отраслевым оценкам, полностью автоматизированные AI-системы скоринга способны сокращать долю заявок, требующих ручной проверки, до 60%, а также значительно уменьшать срок принятия решения с нескольких дней до нескольких минут [11]. Для финтех-компаний, работающих с высоким потоком розничных заявок, подобное сокращение издержек напрямую повышает маржинальность кредитных операций и, соответственно, чистую прибыль при неизменной выручке от процентных доходов.

Обобщая результаты анализа с помощью предложенной декомпозиции выручки ($\Delta R = \Delta \text{Approval-эффект} + \Delta \text{Default-эффект} + \Delta \text{OpEx-эффект}$), можно заключить, что наибольший вклад в рост выручки финтех-компаний обеспечивают модели, одновременно повышающие точность прогнозирования дефолта и расширяющие охват альтернативных данных, поскольку именно они позволяют реализовать положительный эффект по первому и второму каналам без ухудшения качества кредитного портфеля. Модели с высокой автоматизацией дополнительно усиливают эффект за счёт третьего канала, однако его вклад носит по преимуществу затратный, а не доходный характер.

Вместе с тем анализ выявил и ограничивающие факторы: экономический эффект скоринговых моделей на основе больших данных зависит от доступности качественных альтернативных данных, зрелости регуляторной среды в части защиты персональных данных и обоснованности выбора порога отсечения (cut-off score), балансирующего между уровнем одобрения и допустимым уровнем риска [6]. Игнорирование данных ограничений способно нивелировать потенциальный прирост выручки за счёт непропорционального роста кредитных потерь.

Заключение

Проведённое исследование показало, что модели кредитного скоринга на основе больших данных и машинного обучения оказывают прямое и структурированное влияние на выручку финтех-компаний через три канала: расширение объёма одобренных кредитов без пропорционального роста дефолта, снижение потерь от невозврата за счёт более точной идентификации риска и сокращение операционных издержек благодаря автоматизации процесса принятия решений.

Установлено, что переход от традиционных статистических моделей (логистическая регрессия) к ансамблевым алгоритмам машинного обучения и полностью автоматизированным AI-системам сопровождается ростом точности прогнозирования





дефолта и позволяет реализовать так называемый «двойной эффект» одновременное расширение клиентской базы и снижение кредитного риска, что напрямую отражается на финансовых показателях финтех-организаций.

Практическая значимость результатов состоит в том, что финтех-компаниям и коммерческим банкам предлагается предложенная в статье декомпозиция выручки как инструмент для приоритизации инвестиций в развитие скоринговых моделей: наибольшую отдачу обеспечивают инвестиции в качество альтернативных данных и точность прогнозирования дефолта, тогда как автоматизация процессов преимущественно влияет на издержки, а не на объём выручки.

Перспективным направлением дальнейших исследований является количественная оценка предложенной декомпозиции выручки на данных конкретных финтех-компаний и коммерческих банков Узбекистана с использованием эконометрических методов, что позволит получить эмпирически обоснованные оценки вклада каждого канала в прирост выручки применительно к национальному финтех-рынку.

Литературы

1. Li C., Wang H., Jiang S., Gu B. The Effect of AI-Enabled Credit Scoring on Financial Inclusion: Evidence from an Underserved Population of over One Million // *MIS Quarterly*. – 2024. – Vol. 48, No. 4. – P. 1803–1834.
2. Chen H., Chiang R. H. L., Storey V. C. Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact // *MIS Quarterly*. – 2012. – Vol. 36, No. 4. – P. 1165–1188.
3. Financial Stability Board. FinTech Credit: Market Structure, Business Models and Financial Stability Implications. – Basel: FSB, 2017.
4. Machine Learning Powered Financial Credit Scoring: a Systematic Literature Review // *Artificial Intelligence Review* (Springer). – 2025.
5. Bank Loan Prediction Using Machine Learning Techniques // *arXiv preprint arXiv:2410.08886*. – 2024.
6. Explainable Artificial Intelligence Credit Risk Assessment Using Machine Learning // *arXiv preprint arXiv:2506.19383*. – 2025.
7. Machine Learning for Credit Scoring and Loan Default Prediction Using Behavioral and Transactional Financial Data. – 2025.
8. Cheng M., Qu Y. Does Bank FinTech Reduce Credit Risk? Evidence from China // *Pacific-Basin Finance Journal*. – 2020. – Vol. 63. – Art. 101398.
9. Wu Y. H., Bai L., Chen X. How Does the Development of Fintech Affect Financial Efficiency? Evidence from China // *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*. – 2023. – Vol. 36, No. 2. – P. 2980–2998.
10. Machine Learning Algorithms for Bank Credit Scoring: Case of SoFi Technologies // *Svitla Systems, analytical review*. – 2023.
11. AI Credit Scoring for Banks: Model Types, Implementation Guide // *Neontri, analytical report*. – 2026.
12. Rahman S. U., Faisal F., Ali A., Sulimany H. G. H., Bazhair A. H. Do Financial Technology and Financial Development Lessen Shadow Economy? Evidence from BRICST Economies // *Quarterly Review of Economics and Finance*. – 2023. – Vol. 90. – P. 201–210.

