

СЕКЦИЯ 5. СОВРЕМЕННЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ЭКОНОМИЧЕСКОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ

УДК 336.77:004:001.895

Н. А. Алексеенко

natalidiary@mail.ru

Е. В. Шантар

elizabethshantar@mail.ru

ГГУ имени Ф. Скорины, Республика Беларусь

СОВРЕМЕННЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ И ЦИФРОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ КРЕДИТНОГО СКОРИНГА В БАНКАХ

Статья анализирует эволюцию информационных систем (ИС) и технологий для оценки кредитоспособности банковских клиентов на фоне роста кредитования и цифровизации. Рассматриваются вызовы: риски невозврата, ограничения традиционных методов («5С», логистическая регрессия) и переход к big data, машинному обучению (градиентный бустинг, нейронные сети) и ИИ. Подчеркивается роль ХАИ (SHAP, LIME) для регуляторного соответствия (GDPR).

Ключевые слова: кредитоспособность, машинное обучение, big data, кредитный скоринг, Кредитный регистр, регуляторные стандарты, прозрачность моделей, ХАИ.

Рост кредитования в банковском секторе неизбежно повышает риски невозврата, делая точную оценку кредитоспособности заемщиков приоритетной задачей. Кредитоспособность (кредитный скоринг) – это способность клиента своевременно выполнять обязательства по кредиту, с учетом доходов, кредитной истории, активов и других факторов. В эпоху цифровизации традиционные ручные методы анализа данных не справляются с огромными объемами и сложностью информации. Искусственный интеллект (ИИ) и машинное обучение (МО) автоматизируют процессы, повышая точность и эффективность. По прогнозам, рынок ИИ в банковской сфере вырастет с 160 млрд долларов в 2024 году до 300 млрд долларов к 2030 году [1]. Эти технологии, опирающиеся на большие данные, трансформируют оценку рисков, минимизируя потери и расширяя доступ к кредитам для клиентов с неполной кредитной историей. Современные информационные системы (ИС) для оценки кредитоспособности (кредитного скоринга) классифицируются по нескольким критериям, отражающим эволюцию от традиционных подходов к ИИ-ориентированным. Это позволяет банкам адаптировать системы под объемы данных, регуляторные требования и уровень автоматизации. Основные классификации информационных систем основаны на методологии, источниках данных, архитектуре и функциональности.

1. По методологии анализа (моделям прогнозирования):

– традиционные статистические системы: опираются на линейные модели, такие как логистическая регрессия или дискриминантный анализ. Используют модель «5С» (Character, Capacity, Capital, Collateral, Conditions);

– системы на базе машинного обучения (МО): применяют алгоритмы подобные градиентному бустингу (XGBoost, LightGBM), случайного леса или SVM. Выявляют сложные паттерны. Данные системы применяются, например, в Публичном акционерном обществе «Сбербанк России» (ПАО «Сбербанк») и Акционерном обществе «Т-Банк». Системы повышают точность скоринга на 20–30 % по сравнению с традиционными;

– системы на базе искусственного интеллекта (ИИ) и глубокого обучения: нейронные сети (CNN для анализа изображений документов, RNN для временных рядов транзакций).

Интегрируют генеративный ИИ для синтеза данных. Например, модели от Google Cloud AI или IBM Watson в финансовых технологиях. Подходят для больших данных, но требуют объяснимости (XAI).

2. По источникам и типам данных:

– на основе структурированных данных: анализируют доходы, кредитную историю из бюро (НБКИ, Equifax), балансы. К системам данного типа относятся традиционные CRM-системы банков (например, на базе SQL-баз);

– на основе неструктурированных и больших данных (Big Data): включают цифровой след (социальные сети, геолокация, поисковые запросы), текстовые данные (NLP для анализа отзывов). Например, платформы Hadoop или Spark для обработки петабайт данных;

– гибридные (мультимодальные): комбинируют структурированные и неструктурированные источники через API открытого банкинга (PSD2 в ЕС). Например, системы Finastra или Temenos, интегрирующие транзакции в реальном времени.

3. По архитектуре и интеграции:

– локальные (on-premise): установленные на серверах банка для контроля данных. К ним относятся внутренние разработки крупных банков (Акционерное общество «Сбербанк - Технологии», РФ);

– облачные (cloud-based): SaaS-решения с масштабируемостью (AWS, Azure). Например, Credit Karma или Upstart, использующие ML в облаке;

– открытые и API-ориентированные: поддерживают интеграцию через PSD2/Open Banking для доступа к внешним данным (платформы Plaid (США) или аналогичные в ЕС).

4. По уровню автоматизации и объяснимости:

– автоматизированные rule-based: на основе фиксированных правил (если score > 700 – одобрить). Например, базовые скоринговые карты;

– с объяснимой ИИ (XAI-integrated): включают SHAP, LIME для интерпретации «черных ящиков». Соответствуют регуляциям (GDPR, Basel III). Например, модели с встроенным XAI от SAS или H2O.ai;

– полностью автономные (AI-driven decisioning): реальное время принятия решений с минимальным вмешательством человека. Например, Робо-скоринг в необанках (Revolut Bank – британско-литовский онлайн-банк и компания финансовых технологий).

Представленные системы эволюционируют под влиянием регуляций и технологий: от снижения рисков дефолтов до инклюзии «тонких» клиентов (без истории). Выбор зависит от размера банка и данных. Для внедрения рекомендуется начинать с гибридных моделей машинного обучения, интегрированных с XAI, чтобы обеспечить оптимальный баланс между точностью и соответствием требованиям. В банках Республики Беларусь (РБ) оценка кредитоспособности клиентов (физических и юридических лиц) регулируется Национальным банком РБ (НБРБ) в соответствии с Инструкцией № 488 от 26 декабря 2023 г. [2]. Банки обязаны проводить многофакторный анализ, включая расчет показателей долговой нагрузки (ПДН < 40 %), обеспеченности кредита (ПОК) и сравнение остатка дохода с бюджетом прожиточного минимума (БПМ). Центральным элементом является автоматизированная система «Кредитный регистр НБРБ» – ключевой инструмент для формирования, хранения и анализа кредитных историй. С 1 октября 2021 г. в ней внедрена унифицированная скоринговая модель для физлиц, которая присваивает баллы (скорбалл от 0 до 400) на основе примерно 30 ключевых параметров кредитной истории (вероятность дефолта, своевременность платежей, количество обязательств). Процесс внедрения цифровых технологий в банках при оценке кредитоспособности клиентов сопряжен с значительными вызовами, включая технические, регуляторные, этические и операционные аспекты. По данным исследований, до 70 % банков сталкиваются с проблемами качества данных, что может увеличить риски на 15–20 % при неправильном внедрении. В России и Беларуси эти проблемы усугубляются строгим регулированием (ЦБ РФ, НБРБ) и геополитическими факторами, такими как санкции, влияющие на доступ к технологиям (таблица 1).

Таблица 1 – Проблемы внедрения цифровых инструментов при оценке кредитоспособности клиентов [2, 3]

Проблема	Описание	Последствия
Качество и доступность данных	Недостаток надежных, полных и актуальных данных для обучения моделей; проблемы с интеграцией альтернативных источников	Снижение точности моделей на 10–15 %, рост ложных отказов/одобрений; увеличение дефолтов до 5–7 %
Регуляторные требования и соответствие нормам	Строгие нормы (GDPR, 152-ФЗ в РФ, Закон № 99-3 в РБ) требуют объясняемого ИИ; несоответствие может привести к штрафам	Штрафы до миллионов рублей; репутационные потери; замедление цифровизации на 1–2 года
Предвзятость и дискриминация в моделях	Алгоритмы могут усиливать предвзятость (по полу, возрасту, региону), если данные искажены	Юридические иски; снижение доверия клиентов; регуляторные запреты на модели
Приватность и защита данных	Сбор альтернативных данных (цифровой след) рискует нарушением приватности; утечки данных в 2024 г. выросли на 20 % в финсекторе	Кибератаки на системы скоринга (как в 2023–2024 гг. в РФ); клиенты отказываются от услуг
Высокая стоимость и интеграция с устаревшими системами	Внедрение ML требует инвестиций (5–10 млрд руб. для крупного банка); старые системы несовместимы с новыми API. В РФ и РБ санкции ограничивают импорт технологий	Затраты превышают возврат инвестиций на 20–30 % в первые годы; задержки внедрения
Отсутствие квалифицированных специалистов	Недостаток data scientists и риск-менеджеров с ИИ-навыками	Задержки проектов, ошибки моделей
Сопrotивление изменениям и этические аспекты	Недоверие и сопротивление автоматизации, этические споры	Снижение удовлетворенности, внутренние конфликты
Системные финансовые риски	Ошибки ИИ-моделей в нестабильных условиях	Волатильность портфеля, вмешательство регуляторов

Среднесрочная перспектива развития скоринговых систем в белорусских банках связана с усилением внимания к их прозрачности и технологической адаптивности. В ответ на растущие требования регуляторов к управлению рисками, ключевым направлением станет внедрение интерпретируемых и понятных моделей машинного обучения. Такие модели, часто называемые «объяснимым искусственным интеллектом» (Explainable AI, XAI), позволяют не только удовлетворить надзорные органы, но и дают самим банкам инструмент для глубокого аудита логики принятия решений. Это помогает выявлять и устранять скрытые смещения в данных, минимизировать системные ошибки и, в конечном итоге, повышать качество кредитного портфеля.

Параллельно будет происходить глубокая модернизация технологической инфраструктуры. Банки перейдут к широкому использованию гибридных архитектур, которые оптимально сочетают безопасность локальных систем для обработки конфиденциальной

клиентской информации с мощью и гибкостью облачных платформ для работы с большими данными. Облачные сервисы обеспечат мгновенное масштабирование вычислительных мощностей для сложного анализа, включая обработку неструктурированных данных — например, транзакционной активности или цифрового следа клиента с его согласия. Критически важным станет развитие систем быстрой интеграции с внешними источниками: государственными реестрами, бюро кредитных историй (БКИ), платёжными сервисами и открытыми API банковского сектора.

Синергия этих двух направлений – прозрачных, этичных алгоритмов и высокопроизводительной, гибкой IT-платформы – заложит основу для нового уровня финансовой инклюзии. Банки смогут предлагать более персонализированные и адаптивные кредитные продукты, снижая порог входа для добросовестных заёмщиков с нестандартной, но позитивной кредитной историей. В результате это приведёт к оптимизации и ускорению всего кредитного процесса – от подачи заявки до выдачи средств, повысив как клиентский опыт, так и общую операционную эффективность и конкурентоспособность банковского сектора Республики Беларусь.

Литература

1. Avenga. AI for Credit Risk Management: [сайт]. – 2025. –:// [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.avenga.com/magazine/ai-for-credit-risk-management/> – Дата доступа: 07.10.2025.

2. «Об утверждении Инструкции о порядке предоставления денежных средств в форме кредита и их возврата (погашения)»: Постановление правления Национального Банка Республики Беларусь от 26 декабря 2023 г. № 488 // [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://etalonline.by/document/?regnum=b22440952> – Дата доступа: 10.10.2025.

3. «О порядке формирования кредитными организациями резервов на возможные потери по ссудам, ссудной и приравненной к ней задолженности (с изменениями и дополнениями)»: Положение Банка России от 28 июня 2017 г. №590-П // [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://base.garant.ru/71721612/> – Дата доступа: 12.10.2025.