

КРЕДИТНЫЕ РИСКИ КОММЕРЧЕСКИХ БАНКОВ: НОВЫЕ ПОДХОДЫ К ОЦЕНКЕ И УПРАВЛЕНИЮ

DOI: <https://doi.org/10.24891/iflryp>EDN: <https://elibrary.ru/iflryp>

Галина Владимировна МОРОЗОВА

ответственный автор, кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры финансов и учета, Национальный исследовательский Мордовский государственный университет им. Н.П. Огарева, Саранск, Российская Федерация
e-mail: morozovagalina@mail.ru
ORCID: 0000-0001-9871-0390
SPIN: 6640-6239

Юлия Юрьевна ФИЛИЧКИНА

кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры финансов и учета, Национальный исследовательский Мордовский государственный университет им. Н.П. Огарева, Саранск, Российская Федерация
e-mail: julfil70@yandex.ru
ORCID: 0000-0001-6872-1515
SPIN: 1227-6207

История статьи:

Рег. № 770/2025

Получена 26.11.2025

Одобрена 17.12.2025

Доступна онлайн
29.04.2026**Специальность:** 5.2.4**УДК** 336.77: 336.71:
338.24**JEL:** G21

Ключевые слова:

коммерческий банк,
кредитный риск,
ссудная задолженность,
просроченная
задолженность

Аннотация

Предмет. Совокупность теоретических и практических подходов, складывающихся в процессе оценки кредитных рисков и управления ими в коммерческом банке.

Цели. Провести оценку кредитных рисков коммерческого банка и разработать новые подходы к их управлению.

Методология. Использованы общенаучные методы, аналогия и систематизация данных, статистический, сравнительный анализ, методы генераций новых идей и обобщения.

Результаты. Проведена оценка кредитного риска в Сбере, позволившая сделать вывод о том, что текущая система риск-менеджмента обеспечивает точную классификацию клиентов и позволяет формировать адекватные резервы, но растущие абсолютные объемы просроченной задолженности и давление на нормативы ликвидности указывают на необходимость совершенствования оценки кредитного риска и управления им. Предложены меры по внедрению цифровых методов оценки и управления. Показано, что новые инициативы благодаря прозрачности и персонализированному подходу направлены на сокращение вероятности дефолта и повышение доверия клиентов.

Область применения. Результаты будут полезны в банковской сфере при разработке мер по снижению кредитных рисков, а также в дальнейших исследованиях.

Выводы. Предложенный подход позволяет перейти к непрерывному цифровому контуру управления кредитным риском, объединяет разнородные источники оперативных данных, что повышает точность скоринга, делает кредитный процесс прозрачным для клиента и регулятора, сокращает время реакции на зарождающиеся риски.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2025

Для цитирования: Морозова Г.В., Филичкина Ю.Ю. Кредитные риски коммерческих банков: новые подходы к оценке и управлению // Финансы и кредит. – 2026. – № 4. – С. 37 – 56.
DOI: 10.24891/iflryp EDN: IFLRYP

В настоящее время цифровая экономика формирует принципиально новые контуры глобальной и национальной хозяйственной системы. Повсеместное распространение интернет-технологий, облачных вычислений, технологий искусственного интеллекта и больших данных превращает информацию в ключевой производственный ресурс, а скорость обработки данных – в главный фактор конкурентоспособности компании. Национальный проект «Экономика данных и цифровая трансформация государства» ставит перед собой задачу непрерывного технологического обновления, что стимулирует спрос на новые финансовые решения.

Банковский сектор в этой парадигме выступает одновременно драйвером и бенефициаром цифровизации. Банки перестраивают внутренние процессы, создают экосистемные продукты и расширяют клиентский опыт за счет бесшовных онлайн-сервисов. Цифровые каналы обслуживания позволяют банкам снизить транзакционные издержки, увеличить охват аудитории и оперативно реагировать на меняющуюся рыночную конъюнктуру. Одновременно усиливается конкуренция со стороны финтех-компаний и небанковских кредитных организаций, что подталкивает банки к ускоренной цифровой трансформации и поиску новых цифровых решений.

Наиболее значимые изменения происходят в сфере банковского кредитования, являющейся главным доходообразующим направлением деятельности коммерческих банков. Современные технологии открывают возможности для мгновенной дистанционной выдачи кредитов на основе автоматизированного скоринга. В процессах кредитования банками активно применяются технологии распределенного реестра (блокчейна), биометрической аутентификации, а также технологии Big Data и Smart Data.

Автор Е.М. Коликова [1] отмечает, что количество и масштаб рисков, с которыми сталкивается коммерческий банк в своей повседневной деятельности, не уменьшается, несмотря на быстроразвивающиеся цифровые технологии. Специфика бизнес-процессов банков связана с тем, что они не только аккумулируют в себе риски, присущие их деятельности, но и берут на себя часть рисков клиентов. Это в свою очередь усиливает сложность управления рисками и создает необходимость применения инструментов, позволяющих осуществлять эффективный риск-менеджмент и минимизировать риски, влекущие за собой различного рода потери.

В экономической литературе отмечается безусловная важность кредитного риска в структуре банковских рисков и оптимизации методов управления им. М.А. Стрельцов и М.А. Хасанов [2] подчеркивают, что кредитный риск – это вероятность наибольших ожидаемых потерь в течение определенного промежутка времени в результате уменьшения стоимости кредитного портфеля в связи с неисполнением, несвоевременным либо неполным исполнением финансовых обязательств в соответствии с условиями заключенного кредитного договора вследствие возникшей частичной или полной неплатежеспособности заемщика ко времени погашения полученного кредита. При этом отмечается, что понятие «кредитный риск» описывается двумя компонентами: риском отдельного заемщика и риском портфеля кредитов, что свидетельствует о двойственном характере данного риска, проявляющегося на микро- и макроуровне.

Ученые Т.П. Носова, А.Б. Паршин, К.И. Терпицкая [3] указывают на формы кредитного риска, выделяя риск неплатежа, риск снижения стоимости залога, риск концентрации, риск контрагента, страновой риск.

В свою очередь А.Е. Ушанов [4] приходит к выводу о том, что уровень кредитного риска деятельности коммерческого банка должен снижаться путем осуществления комплекса мер, призванных обеспечить компромисс между основными параметрами ссудных операций: риском, ликвидностью, доходностью.

При этом И.А. Шалаев, О.И. Кожанчиков, Н.Ю. Кожанчикова, Е.П. Шаталова, Э.А. Амирасланова [5, 6] отмечают, что в современных условиях (геополитическая нестабильность, санкционные риски, волатильность рынков) возрастает роль анализа и оценки рисков при кредитовании. Недостаточная оценка кредитоспособности заемщиков, изменение ключевой ставки, изменение валютных курсов – все это влияет на возвратность кредитов и финансовое состояние банков. Также важно учитывать тенденции, связанные с изменением регуляторных требований ЦБ РФ, ограничениями на валютное кредитование и переходом к отечественным стандартам оценки рисков.

Кроме того, М.А. Горский, К.И. Кузьмина, М.И. Саяпина [7], отмечая, что кредитный риск сопровождает кредитную организацию на этапах заключения и ведения сделок, рассматривают два метода его расчета: стандартизированный, основанный на взвешивании величины условий кредитных обязательств на рейтинговый коэффициент заемщика, и метод, основанный на модели IRB Approach (Internal Rated Based Approach). М.Ю. Количенко, М.Г. Шадиан [8] рассматривают существующие методы управления кредитными рисками, которые используют коммерческие банки при выдаче заемных денежных средств юридическим лицам: финансовый, сравнительный, прогнозный, организационный, нейронный.

По мнению А.Б. Живко [9], в процессе оценки степени кредитного риска в российских регионах активно используется параметр, отражающий соотношение между просроченными обязательствами и общим объемом предоставленных банками займов. Но для полной оценки кредитного риска автор рекомендует учитывать множество региональных факторов, включая экономические, географические, политические и социальные, а также их динамику и изменения во времени. И.Л. Митюшина и Н.Е. Соловьева [10] при определении уровня кредитного риска заемщика – физического лица рекомендуют учитывать следующие факторы: кредитная история (оцениваются платежеспособность физического лица и своевременность возврата кредитов); уровень дохода (высокий доход повышает кредитный рейтинг и снижает риск банка); кредитная нагрузка (определяются наличие других финансовых обязательств и способность человека справиться с новым кредитом); возраст и стаж работы; прочие факторы, включая место жительства, семейное положение, образование и др.

Ученые М.Ф. Гумеров, И.А. Ризванова, А.Л. Баранников, М.В. Данилина, Л.И. Донскова [11, 12] указывают, что в реалиях современной отечественной экономики процесс управления рисками, связанными с кредитованием корпоративных клиентов, обретает новое содержание. На первый план выходит оценка того, какое место в жизни компании занимает работа, способствующая решению наиболее актуальных проблем современности: экологических, социальных и общего корпоративного управления. В результате в центре внимания оказывается группа рисков кредитования, известная как ESG. Сложной задачей для современного банковского риск-менеджмента становится упорядочивание процесса их

оценки при принятии конкретных решений о выдаче кредита. Н.С. Ивашина [13] предлагает в целях уменьшения числа сомнительных, безнадежных и проблемных ссуд и совершенствования инструментария управления кредитным риском внедрение методики оценки кредитоспособности физических лиц путем использования в дополнение к стандартным технологиям системы социального скоринга.

Вместе с тем Е.П. Рамзаева и О.В. Кравченко [14] показывают, что отлаженная система работы внутренних структур банка позволяет качественно проводить мониторинг потенциальных заемщиков и оперативно применять различные инструменты для снижения уровня просроченной задолженности, а значит, и уровня кредитного риска.

Ученые А.М. Конорев, Н.С. Меркулова, М.С. Барахоева [15, 16] утверждают, что для минимизации кредитных рисков важным является управление кредитной задолженностью, проблемы с которой возникают в связи с недостаточной эффективностью процессов мониторинга, анализа и управления задолженностью, а также несвоевременным выявлением рисков возникновения просроченной задолженности. Поиск подходов к оптимизации уровня кредитной задолженности позволит снизить уровень кредитного риска, что в свою очередь будет способствовать улучшению репутации банка, привлечению новых клиентов, повышению конкурентоспособности и устойчивости на рынке.

Авторы А.Я. Калугина, Л.С. Ковалева, А.В. Мультиановская, Е.Б. Стародубцева, О.М. Маркова, Н.Р. Галимуллин и С.В. Пальмов¹ [17–19] установили, что основные подходы к управлению кредитными рисками в коммерческих банках сегодня включают в себя такие действия, как использование аналитики данных для оценки кредитоспособности клиентов, внедрение цифровых платформ для мониторинга и управления портфелем кредитов, применение алгоритмов машинного обучения для прогнозирования кредитных рисков, использование искусственного интеллекта и машинного обучения для создания моделей кредитного скоринга, для прогнозирования кредитных рисков и выявления предпосылок для возможных дефолтов.

В целях оценки кредитного риска коммерческого банка, как правило, используется классификация кредитов по уровню риска (стандартные, нестандартные, сомнительные, проблемные и безнадежные). Правильная оценка позволяет грамотно проанализировать качество кредитного портфеля и сформировать оптимальный объем резервов банка.

Порядок определения уровня кредитного риска в Сбере предусматривает применение скоринговых моделей. Так, для физических лиц данная модель основана прежде всего на анализе доходов и расходов клиента при использовании банковских карт. Скоринговые модели считывают все операции по карте и выявляют, на что чаще всего тратит деньги клиент. На основе полученных данных по клиенту рассчитывается итоговый скоринговый балл, определяется категория потенциального заемщика и принимается решение о выдаче кредита.

При оценке кредитного риска корпоративного клиента Сбер анализирует его финансовое состояние, эффективность управления и хозяйственную деятельность. Широкий спектр применяемых показателей скоринговой модели для юридических лиц при расчете итогового балла позволяет банку более точно оценить кредитный риск. Максимальной оценкой является 100 баллов, из которых 50 баллов приходится на оценку финансового

¹ Пальмов С.В. Повышение эффективности методов искусственного интеллекта посредством технологии ХАИ // Наука, инновации, образование: актуальные вопросы XXI века: сборник статей IX Международной научно-практической конференции. Пенза: Наука и Просвещение, 2024. С. 31–34. EDN: HCWGGBL

состояния заемщика, 20 – на оценку системы управления и 30 – на оценку системы хозяйственной деятельности компании. Таким образом, скоринговая модель носит комплексный характер и анализирует деятельность потенциального заемщика – корпоративного клиента со всех сторон. Итоговым баллом по клиенту считается сумма выставленных баллов-оценок. Далее в зависимости от количества баллов заемщик попадает в одну из категорий кредитного риска: первая (более 80 баллов), вторая (50–79 баллов), третья (30–49 баллов), четвертая (менее 30 баллов).

Перейдем от рассмотрения скоринговых моделей оценки кредитного риска, применяемых Сбером, к непосредственной оценке кредитного риска. Стоит отметить динамику обязательных нормативов Сбера. Данные *табл. 1* свидетельствуют о том, что она за пятилетний период демонстрирует устойчивость капитальной базы, но в то же время наличие системных проблем в управлении ликвидностью.

Анализируя состав и динамику ссудной задолженности, акцент сделаем на кредиты, оцениваемые по амортизируемой стоимости, составляющие более 90% всех выдаваемых Сбером кредитов. Из *рис. 1* следует, что, несмотря на низкий удельный вес просроченной задолженности в общей структуре ссудной задолженности, ее динамика вызывает настороженность. Так, долгосрочные просрочки (свыше 90 дней) выросли на 34,2% (с 856,1 млрд руб. до 1,15 трлн руб.), а краткосрочные – на 109,8% (с 229,5 млрд руб. до 481,5 млрд руб.).

В *табл. 2* состав ссудной задолженности представлен в зависимости от вида кредитования. В корпоративном блоке сегмент коммерческого кредитования демонстрирует накопление скрытых угроз: за два года просроченная задолженность свыше 90 дней увеличилась на 52,9% (с 272,3 млрд до 416,4 млрд руб.), что коррелирует с ростом дефолтов в 2024 г. Напротив, проектное финансирование юридических лиц показывает улучшение качества кредитования: долгосрочные просрочки сократились на 24,2% (со 104 млрд руб. в 2023 г. до 78,8 млрд руб. в 2024 г.), что может быть связано с государственной поддержкой стратегически важных отраслей.

В розничном сегменте наиболее проблемной зоной остаются потребительские кредиты: несмотря на небольшой прирост портфеля, объем просрочек свыше 90 дней здесь достиг 373,2 млрд руб. в 2024 г., что на 25,5% выше уровня 2023 г. Это подтверждает вывод о снижении платежеспособности населения в условиях высокой инфляции.

В целом структура задолженности подтверждает необходимость дифференцированного управления рисками: если корпоративный блок требует мониторинга отраслевых рисков, то в розничном сегменте критически важны оптимизация скоринговых моделей, совершенствование процесса оценки залогового имущества, а также внедрение мер по стимулированию платежной дисциплины заемщика (особенно в сегментах потребительского кредитования и выдачи кредитных карт).

Из *рис. 2* видно, что динамика доли просроченной задолженности Сбера в разрезе кредитных продуктов демонстрирует неоднородность качества портфеля, несмотря на общее снижение уровня проблемных активов с 5,2% в 2019 г. до 3,9% в 2024 г.

Анализ состава и динамики кредитного портфеля Сбера в зависимости от уровня кредитного риска по видам кредитования лишь подтверждает сделанные выводы. Так, распределение кредитного портфеля Сбербанк по уровням риска за 2023–2024 гг. выявило структурные сдвиги, связанные с перераспределением активов между сегментами (*табл. 3*).

В целом структура рисков подтверждает необходимость перехода к предикативным методам оценки кредитного риска: в частности, рост доли дефолтов в розничном портфеле требует применения дифференцированного подхода.

Данные табл. 4 демонстрируют основные показатели качества кредитного портфеля Сбера в динамике за 2021–2024 гг. Резервы под кредитные убытки за рассматриваемый период увеличились с 1,42 трлн руб. в 2021 г. до 2,01 трлн руб. в 2024 г., что соответствует базельским требованиям по антициклическому буферированию. Однако темпы роста резервов за рассматриваемый период (41,4%) отстают от расширения кредитного портфеля (98,5%), что создает риск недостаточного покрытия потенциальных потерь. Доля обесцененных кредитов сократилась с 4,9 до 3,7%, но в 2024 г. зафиксирован рост на 0,3 п.п., что коррелирует с повышением просрочек и увеличением дефолтов.

Показатель покрытия резервами обесцененных кредитов снизился с 142,2% в 2023 г. до 125,1% в 2024 г., что указывает на истощение подушки безопасности в условиях роста проблемных активов. Снижение покрытия особенно критично для потребительских кредитов и кредитных карт, где концентрация рисков максимальна.

Таким образом, с одной стороны, банк демонстрирует соблюдение регуляторных нормативов, консервативную политику в долгосрочной ликвидности (Н4) и рост капитала (Н1.0–Н1.2), с другой стороны, ключевые угрозы связаны с розничным сегментом, где потребительское кредитование и кредитные карты формируют «горячие точки» из-за опережающего роста дефолтов и просрочек. Корпоративный блок, несмотря на улучшение профиля рисков в проектом финансировании, сталкивается с накоплением проблем в коммерческом кредитовании малого бизнеса. Текущая система риск-менеджмента в Сбере обеспечивает точную классификацию клиентов и позволяет формировать адекватные резервы, но растущие абсолютные объемы просрочки и давление на нормативы ликвидности подчеркивают необходимость разработки мероприятий по совершенствованию оценки и управления кредитным риском Сбера.

Стремительное изменение макроэкономической обстановки и нарастающая конкуренция в финансовом секторе вынуждают банки пересматривать традиционные практики риск-менеджмента. Сбер, как банк, располагающий одной из крупнейших экосистем, видит залог устойчивости в переходе от статических методик анализа к динамическим цифровым инструментам. Классический подход, базирующийся лишь на оценке кредитной истории клиентов, анализе отчетности компаний и корректировке кредитного риска по стоимости залога, теряет эффективность, поскольку не учитывает мгновенных колебаний рыночной конъюнктуры, поведенческих паттернов заемщиков и направлений деятельности ЦБ РФ. Цифровая трансформация требует перехода к комплексному подходу – непрерывному контуру, состоящему из следующих этапов:

- 1) сбор данных о заемщике;
- 2) оценка кредитоспособности и платежеспособности заемщика;
- 3) краткое объяснение кредитного решения в случае отказа;
- 4) кредитный мониторинг;
- 5) корректировка и работа по снижению кредитного риска и управлению проблемной задолженностью.

В рамках данного процесса источниками информации становятся транзакции, IoT-датчики, открытые реестры, медиапотoki, а сами алгоритмы демонстрируют не только точность, но и объяснимость решений.

Представим взаимодополняющие инициативы по внедрению цифровых методов оценки и управления кредитным риском банка:

- технология Explainable AI (XAI);
- технология умных залогов с применением IoT-датчиков;
- технология ESG-скоринга;
- технология биометрического скоринга для пенсионеров.

Каждая из инициатив решает как минимум две задачи: сокращение вероятности дефолта и повышение доверия клиентов благодаря транспарентности и персонализированному подходу.

Рассмотрим подробнее каждую из предлагаемых рекомендаций.

Для Сбера как для банка, обслуживающего миллионы клиентов, такая непрозрачность конвертируется в существенные репутационные и операционные потери. Интеграция технологии Explainable AI устраняет этот разрыв.

Архитектура решения XAI двуслойная. Первый слой составляет глубокая нейронная сеть, обрабатывающая структурированные данные (денежные потоки по счетам, налоговую динамику, отраслевые коэффициенты) и неявные сигналы экосистемы: регулярность транзакций, интенсивность заказов через сервисы «Самокат» или «Купер», частоту использования B2B-сервисов. Итоговые скоринговые коэффициенты формируются в реальном времени.

Второй слой решения – это интерпретационный слой, основанный на SHAP-аналитике и генерации естественного текста. Он ранжирует факторы по силе их влияния, переводит их в понятные формулировки, исключая дежурную фразу «отказ в кредитовании из-за внутренней политики банка». Так, клиент банка в сегменте малого и среднего предпринимательства (МСП), получивший повышенную ставку по кредиту, может узнать, что основными причинами этой ставки являются, например, три случая просрочки сроком 5–7 дней за прошедший год и существенное снижение квартальной выручки по сравнению с прошлыми периодами. Кроме того, технология Explainable AI формулирует рекомендации, которые открывают клиенту путь к пересмотру кредитных условий или повышению вероятности одобрения кредита.

Систему XAI целесообразно пилотировать в сегменте МСП, где разнообразие бизнес-моделей требует гибкости. Зарубежный опыт внедрения модели показывает, что ее применение существенно снижает количество обращений в службу поддержки, увеличивает число заявок на повторное предоставление кредита, минимизирует вероятность возникновения судебных споров по отказам в кредите, а также совершенствует систему управления кредитным риском банка.

Юридическая совместимость данного технологического решения с российским законодательством обеспечивается тем, что XAI оперирует агрегированными метриками, не затрагивая персональные данные в понимании Федерального закона от 27.07.2006 № 152-ФЗ «О персональных данных» и не нарушая требования ст. 26 Федерального закона от

02.12.1990 № 395-1 «О банках и банковской деятельности», посвященной банковской тайне. Формулировки причин отказа в кредитовании или повышения ставки по кредиту, согласно данному решению, должны предварительно верифицироваться Банком России.

Рассмотрим актуальность применения следующей рекомендации – внедрения технологии умных залогов на основе IoT-датчиков. За последние пять лет на фоне нестабильной политической и экономической ситуации классический залоговый мониторинг показал свою неэффективность в выявлении проблемных кредитов. Периодические проверки залоговых служб, фотофиксация и бумажные акты осмотра теряют актуальность уже в момент подписания; любые отклонения, будь то несанкционированный вывоз оборудования или ухудшение условий хранения товара, фиксируются со значительным опозданием. В условиях цифровизации экономики необходим перевод залогового мониторинга из реактивного режима в превентивный, где ценное имущество снабжается IoT-датчиками, а данные поступают в рисковый отдел Сбера без человеческого посредничества.

Технологическая конфигурация данного решения строится на целом комплексе применяемых инструментов: GPS-трекерах, акселерометрах, датчиках измерения температуры и влажности помещения, объединенных в защищенную сеть NB-IoT. В удаленных районах, где мобильная связь нестабильна, для обслуживания может применяться протокол LPWAN с автономным питанием датчиков до 5 лет. Все метрики консолидируются на специальной платформе, где автоматически сопоставляются с требованиями к залого. Когда параметр выходит из допустимого диапазона (например, вилочный погрузчик перемещается за пределы разрешенной локации или помещение зернохранилища превышает критическую влажность) алгоритм машинного обучения присваивает событию риск-статус и передает эти сведения в рисковый отдел. Среднее время реакции рискового отдела при применении технологии умного залога сокращается с 5–7 рабочих дней до нескольких часов.

Пилотную программу по внедрению данной технологии необходимо запустить изначально в секторе малого и среднего бизнеса, в случае практической ценности ее можно будет распространить и на виды розничного кредитования, требующие залога (автокредит, ипотека).

Экономический эффект от внедрения технологии умного залога проявляется на нескольких уровнях. Во-первых, снижаются операционные затраты банков на проведение контроля состояния залога. Во-вторых, сокращается доля проблемных кредитов в кредитном портфеле банка. В-третьих, контроль залогового имущества с помощью технологии умного залога позволяет сохранять его ликвидность. Международная практика лишь подтверждает данные выводы: так, Banco Santander благодаря внедрению технологии умного залога добился существенного сокращения мошенничества в агросекторе, отслеживая влажность зерна; а DBS Bank уменьшил несанкционированный вывод оборудования из оборота.

Следует отметить, что применение IoT-датчиков способно отслеживать и такие инциденты, как, например, попытка демонтажа GPS-модуля автомобиля. В данном случае с помощью штатной телематики инициируется автоматическая блокировка двигателя, благодаря чему предотвращается вывод актива. В свою очередь, при попытке перемещения за пределы разрешенной локации (например, за пределы региона) клиенту приходит уведомление с запросом подтверждения маршрута. При отсутствии подтверждения к клиенту применяются штрафные санкции по кредиту.

С правовой точки зрения при применении технологии умного залога заемщик обязан предоставить банку согласие на сбор телеметрии и дистанционное воздействие на залог.

Координаты залогового имущества и прочие технические данные не относятся к персональным в рамках Федерального закона от 27.07.2006 № 152-ФЗ «О персональных данных», однако, если датчики косвенно фиксируют передвижения клиента, цели и объем обработки необходимо декларировать. Правовые риски минимизируются включением в кредитный договор опции снятия блокировки залога вручную (через колл-центр), что гарантирует соблюдение прав заемщика.

Перемещение мирового капитала в сторону ответственных инвестиций трансформирует логику оценки заемщика: экологические, социальные и управленческие параметры становятся сопоставимыми по весу с традиционными финансовыми коэффициентами. Для Сбера, реализующего корпоративную стратегию устойчивого развития, включение ESG-метрик в кредитный процесс позволяет одновременно снижать вероятность дефолта заемщика и стимулировать клиентов к зеленой модернизации. Эмпирически установлено, что компании с существенным превышением объема допустимых выбросов углекислого газа чаще сталкиваются со штрафами, общественным давлением и ограничением доступа к государственной поддержке; следовательно, их долговая нагрузка оборачивается более высокой вероятностью просрочки.

Предлагаемая модель ESG-скоринга опирается на три взаимосвязанных блока. Первый блок – экологический; он агрегирует отчеты Росприроднадзора об объемах выброса компанией углекислого газа, использовании возобновляемых источников энергии и наличии экологических нарушений. Второй, социальный блок, отражает соотношение средней зарплаты сотрудника компании к медианному значению по отрасли, долю сотрудников с ограниченными возможностями и степень участия компании в региональных волонтерских инициативах. Третий блок – управленческий – оценивает прозрачность аудита, половую структуру управленческого персонала компании и иные параметры. Данные по каждому блоку поступают из корпоративных отчетов, государственных сервисов, новостных агрегаторов и социальных медиаплатформ. Алгоритм машинного обучения нормирует данные показатели и присваивает им веса, откалиброванные на исторической выборке дефолтов за последние 10 лет.

В рамках реализации рекомендации по ESG-скорингу предлагается запуск пилотного проекта по внедрению данной технологии в нефтегазовом секторе. Клиенты будут видеть собственный ESG-рейтинг в личном кабинете «СберБизнес», где интерфейс автоматически предлагает рекомендации: переход на светодиодное освещение, внедрение отдельного сбора отходов, заключение договора на поставку энергии из возобновляемых источников через партнерскую платформу банка и др. В результате кредитный процесс для компаний со значительными выбросами углекислого газа превратится в инструмент мягкого регулирования, где экономические стимулы ускорят экологическую и социальную трансформацию. Правовые предпосылки внедрения технологии ESG-скоринга базируются на Федеральном законе от 10.01.2002 № 7-ФЗ «Об охране окружающей среды» и Федеральном законе от 02.07.2021 № 296-ФЗ «Об ограничении выбросов парниковых газов», а также на федеральных нормах охраны окружающей среды, согласно которым крупные корпорации обязаны публиковать экологическую отчетность, что обеспечивает достоверность входных данных. Малый бизнес пока освобожден от обязательной отчетности, поэтому при распространении технологии на сегмент МСП Сбер может создать облегченный опросник для оценки ESG-рейтинга компании и комбинировать его со сведениями из открытых реестров. По итогам оценки компании получают маркировку «ESG-дружественный бизнес», которая повышает их видимость в экосистемных сервисах Сбера и опосредо-

ванно снижает для них процентную ставку по кредитам. Таким образом, в результате внедрения технологии зеленого скоринга будет получен положительный эффект как с экологической (снижение выбросов и охрана окружающей среды), так и с экономической точки зрения (стимулирование кредитования компаний «грязных» отраслей).

Международный опыт служит подтверждением: испанский банк BBVA еще в 2017 г. запустил кредитные линии с плавающей ставкой, привязанной к ESG-рейтингу, что привлекло миллиарды евро в низкоуглеродные проекты. Российский рынок в этом плане пока фрагментирован, поэтому Сбербанк получает шанс стать национальным флагманом устойчивого финансирования.

Наконец, рассмотрим мероприятие, направленное на снижение кредитного риска банка при розничном кредитовании – биометрический скоринг для пенсионеров. Социодемографический сдвиг подчеркивает необходимость адаптации цифровых банковских продуктов к аудитории предпенсионного и пенсионного возрастов. Пенсионеры зачастую демонстрируют дисциплинированную финансовую модель поведения, однако отсутствие формализованной кредитной истории или документально подтвержденного дохода снижает их шансы на одобрение кредитов. Традиционная скоринговая формула, основанная на справках о доходах и суммах налога физического лица и пенсионных выписках, не способна уловить подлинную платежеспособность; в то же время именно эта категория уязвима перед мошенниками, использующими поддельные документы и социальную инженерию. Биометрический скоринг трансформирует процесс, дополняя финансовые показатели физиологическими и поведенческими паттернами.

Система биометрического скоринга строится на трех взаимосвязанных модулях. Первый модуль – это голосовая биометрия, где короткая фраза «Мой кредитный рейтинг» одновременно аутентифицирует клиента и фиксирует уровень стресса, являющегося косвенным индикатором мошеннического давления. Второй модуль – лицевая идентификация – предполагает, что нейросеть сопоставляет мимику при согласии с условиями договора с эталонными снимками, обеспечивая подтверждение осознанности решения клиента. Третий блок предусматривает поведенческий анализ мобильного приложения: здесь могут оцениваться, например, регулярность платежей за коммунальные услуги, мобильную связь, частота переводов близким родственникам и иные параметры. Комбинация полученной информации создает комплексный профиль, который корректирует итоговый скоринговый балл: ровный голос, совпадение биометрических шаблонов и устойчивая транзакционная активность могут компенсировать отсутствие официальной заработной платы.

Приведем пример применения данной технологии. Так, клиент, обратившийся за кредитом на ремонт квартиры, проходит следующие этапы перед предоставлением кредита: сканирование лица с верификацией через базу МВД, произнесение контрольной фразы, автоматический анализ последних шести месяцев транзакций. Если алгоритм обнаруживает высокую корреляцию с доверительным профилем, ставка по продукту снижается; при выявлении аномалий клиента перенаправляют на видеоконференцию с оператором, что уменьшает риск ошибочного отказа и защищает клиента от возможного мошенничества.

Правовая основа внедрения технологии биометрического скоринга лежит в ст. 11 Федерального закона от 27.07.2006 № 152-ФЗ «О персональных данных», требующей отдельного согласия на сбор биометрии. Следует отметить, что клиент может отказаться от данных процедур без утраты доступа к стандартным услугам; таким образом, соблюдается

принцип добровольности. Интеграция решения с Единой биометрической системой упрощает кросс-платформенную идентификацию и повышает секьюритизацию операций.

Планируемым результатом внедрения решения должно стать сокращение случаев мошенничества и рост доли одобрений кредита для добросовестных пенсионеров. В то же время банковская нагрузка на колл-центр снизится благодаря автоматическому подтверждению личности; параллельно повысится лояльность сегмента, который традиционно воспринимает дистанционные сервисы как менее надежные.

Таким образом, переход от статических процедур к непрерывному цифровому контуру управления кредитным риском способен кардинально изменить практику кредитной деятельности крупнейшего банка страны. Сбер имеет возможности объединить разнородные источники оперативных данных – транзакции клиентов, телеметрию IoT-датчиков, ESG-отчетность и биометрические сигналы, опираясь на машинное обучение. Этот подход повышает точность скоринга, делает кредитный процесс прозрачным для клиента и регулятора и сокращает время реакции на зарождающиеся риски.

Предложенные инициативы образуют логически связанный пакет инструментов. Explainable AI исключает эффект черного ящика, умный залог переводит контроль обеспечения из реактивного в превентивный режим, ESG-скоринг помогает банку одновременно улучшать экологический профиль портфеля и открывать для клиентов стимулы к зеленой модернизации, а биометрический скоринг расширяет доступ к кредитам для дисциплинированных пенсионеров, фильтруя при этом мошеннические заявки. Каждое решение снабжено четкой правовой рамкой, что делает их практически реализуемыми в российском нормативном поле.

Основные барьеры реализации предложенных рекомендаций видятся не в самих технологиях, а в управлении изменениями – интеграции разнотипных данных, обучении сотрудников работе с ХАИ и соответствии требованиям Центрального банка РФ. Именно поэтому каждую инициативу предлагается изначально реализовать в рамках пилотных программ для определенного сегмента и лишь после отладки юридических и операционных процедур масштабировать решения на всю клиентскую базу. Такой поэтапный сценарий минимизирует риски и сохранит при этом стратегический потенциал цифровой трансформации риск-менеджмента.

Таблица 1**Динамика обязательных нормативов Сбера за 2019–2023 гг.****Table 1****Dynamics of Sber's mandatory standards for 2019–2023**

Показатель	2019	2020	2021	2022	2023	Пороговое значение
Норматив достаточности базового капитала (Н1.1)	10,5	11,2	10,4	12,9	11,1	Не менее 4,5%
Норматив достаточности основного капитала (Н1.2)	10,5	11,7	10,8	13,3	11,4	Не менее 6%
Норматив достаточности собственных средств (Н1.0)	14,5	14,5	14,1	14,7	13,2	Не менее 8%
Норматив финансового рычага (Н1.4)	11,4	11	10,6	Нет данных	Нет данных	Не менее 3%
Норматив мгновенной ликвидности (Н2)	161,9	98,5	139,2	73	93,3	Не менее 15%
Норматив текущей ликвидности (Н3)	229,2	127,3	126	91,5	106,7	Не менее 50%
Норматив долгосрочной ликвидности (Н4)	57,1	65,3	68,1	68,6	78,9	Не более 120%
Норматив максимального размера риска на одного заемщика или группу связанных заемщиков (Н6)	15,2	14,5	14,3	Нет данных	Нет данных	Не более 25%
Норматив максимального размера крупных кредитных рисков (Н7)	83,8	98,1	86,1	Нет данных	Нет данных	Не более 800%

Источник: данные Банка России*Source:* The Bank of Russia data**Таблица 2****Состав ссудной задолженности клиентов Сбера в зависимости от вида кредитования за 2023–2024 гг., млрд руб.****Table 2****Composition of Sber clients' loan debt depending on the type of lending for 2023–2024, billion RUB**

Вид кредитования	Непросроченные ссуды		Ссуды с задержкой платежа от 1 до 90 дней		Ссуды с задержкой платежа более 90 дней	
	2023	2024	2023	2024	2023	2024
Коммерческое кредитование юридических лиц	13 735,5	15 253,2	76	143,7	272,3	416,4
Проектное финансирование юридических лиц	7 444,5	8 869,9	31,4	54,8	104	78,8
Ипотечное кредитование физических лиц	10 088,6	11 003,7	56,5	90,8	30,2	59
Потребительские и прочие кредиты физическим лицам	3 573	3 518,4	66,8	125,1	297,3	373,2
Кредитные карты и овердрафтное кредитование	1 467,1	2 085,8	35,7	56,1	130,9	200,3
Автокредитование физических лиц	311,7	569,5	2,8	11	14,3	21,7

Источник: данные Банка России*Source:* The Bank of Russia data

Таблица 3

Состав и динамика кредитного портфеля Сбера в зависимости от уровня кредитного риска по видам кредитования за 2023–2024 гг., млрд руб.

Table 3

Composition and dynamics of Sber's loan portfolio depending on the level of credit risk by type of lending for 2023–2024, billion RUB

Уровень кредитного риска	Год	Минимал ьный	Низкий	Средний	Высокий	Дефолт- ные активы
Коммерческое кредитование юридических лиц	2023	4 777,4	7 143,8	1 214	440,7	507,9
	2024	7 126,3	6 572,7	1 331,2	183,4	599,7
Проектное финансирование юридических лиц	2023	854	5 068,6	1 350,9	71,9	234,5
	2024	1 505,8	5 475,5	1 686,2	125,2	210,8
Ипотечное кредитование физических лиц	2023	7 387,5	2 492,6	222,5	14,7	58
	2024	7 797	2 905,5	317,6	31,3	102,1
Потребительские и прочие кредиты физическим лицам	2023	524,5	2 369,3	614,2	100,4	328,7
	2024	451,5	2 215,8	716,5	196,6	436,3
Кредитные карты и овердрафтное кредитование физических лиц	2023	339,4	1 017,2	121,8	17,7	137,6
	2024	451,6	1 404,6	232,5	41,2	212,3
Автокредитование физических лиц	2023	11,8	299,5	6,4	2,4	15,1
	2024	11,2	549,6	7,5	10,5	23,4

Источник: данные Банка России

Source: The Bank of Russia data

Таблица 4

Динамика основных показателей качества кредитного портфеля Сбера за 2021–2024 гг.

Table 4

Dynamics of key indicators of Sber's loan portfolio quality for 2021–2024

Показатель	2021	2022	2023	2024
Резервы под кредитные убытки, млрд руб.	1 422	1 664,1	1 823	2 010,1
Доля обесцененных кредитов в кредитном портфеле, %	4,9	3,9	3,4	3,7
Покрытие резервами обесцененных кредитов по амортизированной стоимости, %	108	142	142,2	125,1

Источник: данные Сбера

Source: The Sber Bank data

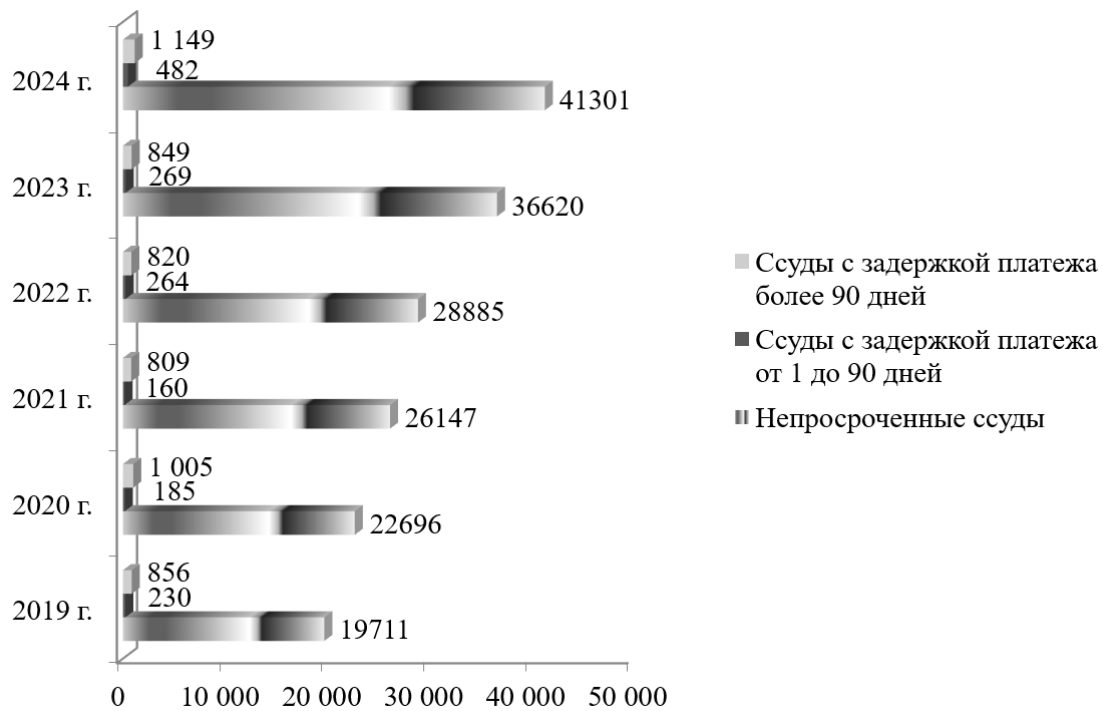
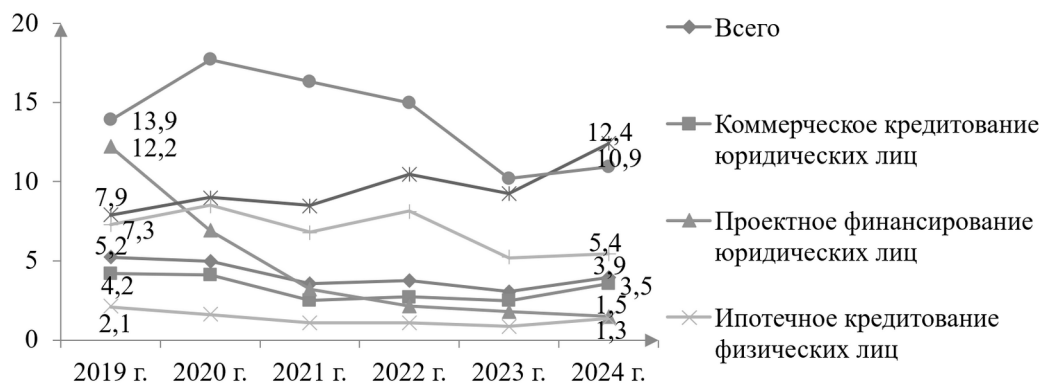
Рисунок 1**Состав и динамика ссудной задолженности клиентов Сбера за 2019–2024 гг., млрд руб.****Figure 1****Composition and dynamics of Sber clients' loan debt for 2019–2024, billion RUB***Источник:* данные Сбера*Source:* The Sber Bank data

Рисунок 2

Динамика доли просроченной задолженности в кредитном портфеле Сбера за 2019–2024 гг. в зависимости от вида кредитования, %

Figure 2

Dynamics of the share of overdue debt in Sber's loan portfolio for 2019–2024 depending on the type of lending, percentage



Источник: данные Банка России

Source: The Bank of Russia data

Список литературы

1. Коликова Е.М. Иерархическая структура рисков банковской деятельности в условиях глобализации: проблемы оценки // Финансовые исследования. 2020. № 4. С. 16–27. EDN: BNTDNZ
2. Стрельцов М.А., Хасанов М.А. Теоретические основы и подходы к определению понятий «риск» и «банковский риск» // Экономика и управление: научно-практический журнал. 2019. № 2. С. 87–90. EDN: ZDQZNJ
3. Носова Т.П., Паршин А.Б., Терпицкая К.И. Классификация банковских рисков и мероприятия по их снижению с целью оптимизации банковской деятельности // Вестник Академии знаний. 2022. № 53. С. 349–353. EDN: IXCWMJ
4. Ушанов А.Е. Пути снижения риска корпоративного кредитного портфеля коммерческого банка // Азимут научных исследований: экономика и управление. 2023. Т. 12. № 1. С. 141–146. DOI: 10.57145/27128482_2023_12_01_26 EDN: NVBPRA
5. Шалаев И.А., Кожанчиков О.И., Кожанчикова Н.Ю. Кредитная деятельность коммерческих банков: методика анализа, риски и стратегия развития в современных условиях // Экономическая среда. 2025. Т. 14. № 2. С. 114–139. DOI: 10.22394/ee252.114-139 EDN: HNHXXN
6. Шаталова Е.П., Амирасланова Э.А. Методология измерения совокупного кредитного риска коммерческого банка // Финансовые рынки и банки. 2023. № 5. С. 55–61. EDN: KOMNKI
7. Горский М.А., Кузьминова К.И., Саяпина М.И. Теоретические подходы и методы оценки рисков кредитно-инвестиционной деятельности коммерческого банка // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2021. № 12-2. С. 246–251. DOI: 10.17513/vaael.1990 EDN: RNEEGU

8. Колиниченко М.Ю., Шадиан М.Г. Методы управления кредитным риском для минимизации случаев мошенничества // Государственное и муниципальное управление. Ученые записки. 2024. № 2. С. 108–113.
DOI: 10.22394/2079-1690-2024-1-2-108-113 EDN: WPBQBN
9. Живко А.Б. Методы и подходы к оценке и минимизации рисков коммерческого банка // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2025. Т. 15. № 1-1. С. 573–582.
DOI: 10.34670/AR.2025.30.59.057 EDN: KBXTHC
10. Митюшина И.Л., Соловьева Н.Е. Анализ и оценка кредитного риска банка // Инновационная экономика: информация, аналитика, прогнозы. 2024. № 3. С. 191–197.
DOI: 10.47576/2949-1894.2024.3.3.023 EDN: RFRGLO
11. Гумеров М.Ф., Ризванова И.А. Кредитные риски российских коммерческих банков: новые подходы к управлению // Финансы: теория и практика. 2023. Т. 27. № 2. С. 64–75. DOI: 10.26794/2587-5671-2023-27-2-64-75 EDN: IOMBME
12. Баранников А.Л., Данилина М.В., Донскова Л.И. Общие тенденции по внедрению ESG-стандартов в России и за рубежом // Вестник Российского экономического университета имени Г.В. Плеханова. 2024. Т. 21. № 2. С. 172–181.
DOI: 10.21686/2413-2829-2024-2-172-181 EDN: CYLGII
13. Ивашина Н.С. Совершенствование инструментария управления кредитными рисками коммерческих банков // Экономика и предпринимательство. 2023. № 3. С. 1007–1011.
DOI: 10.34925/EIP.2023.152.3.197 EDN: DPOGRP
14. Рамзаева Е.П., Кравченко О.В. Анализ управления корпоративным кредитным риском коммерческого банка // Вестник Удмуртского университета. Серия Экономика и право. 2023. Т. 33. № 4. С. 623–628. DOI: 10.35634/2412-9593-2023-33-4-623-628
EDN: KPUZIR
15. Конорев А.М., Меркулова Н.С. Управление проблемной кредитной задолженностью в коммерческом банке // Фундаментальные исследования. 2023. № 12. С. 25–30.
DOI: 10.17513/fr.43528 EDN: TOMCZX
16. Барахоева М.С. Вопросы управления проблемной и просроченной ссудной задолженностью коммерческих банков // Управленческий учет. 2022. № 6-2. С. 330–335. DOI: 10.25806/uu6-22022330-335 EDN: HXPYAG
17. Калугина Я.А., Ковалева Л.С., Мультановская А.В. Управление кредитными рисками инновационных коммерческих банков в Российской Федерации // Счисляевские чтения: актуальные проблемы экономики и управления. 2024. № 12. С. 126–132.
DOI: 10.52899/978-5-88303-686-5_126 EDN: JDDVFX
18. Стародубцева Е.Б., Маркова О.М. Использование искусственного интеллекта в кредитном скоринге // Финансовые рынки и банки. 2024. № 10. С. 162–166.
EDN: CYOBEA
19. Галимуллин Н.Р. Роль искусственного интеллекта в цифровой трансформации банковской системы // Экономика и управление: проблемы, решения. 2025. Т. 2. № 3. С. 142–150. DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2025.03.02.018 EDN: RWCITW

Информация о конфликте интересов

Мы, авторы данной статьи, со всей ответственностью заявляем о частичном и полном отсутствии фактического или потенциального конфликта интересов с какой бы то ни было третьей стороной, который может возникнуть вследствие публикации данной статьи. Настоящее заявление относится к проведению научной работы, сбору и обработке данных, написанию и подготовке статьи, принятию решения о публикации рукописи.

CREDIT RISKS OF COMMERCIAL BANKS: NEW APPROACHES TO ASSESSMENT AND MANAGEMENT

DOI: <https://doi.org/10.24891/iflryp>

EDN: <https://elibrary.ru/iflryp>

Galina V. MOROZOVA

corresponding author, National Research Mordovian State University named after N.P. Ogarev, Saransk, Russian Federation

e-mail: morozovagalina@mail.ru

ORCID: 0000-0001-9871-0390

Yuliya Yu. FILICHKINA

National Research Mordovian State University named after N.P. Ogarev, Saransk, Russian Federation

e-mail: julfil70@yandex.ru

ORCID: 0000-0001-6872-1515

Article history:

Article No. 770/2025

Received 26 Nov 2025

Accepted 17 Dec 2025

Available online

29 Apr 2026

JEL Classification: G21

Keywords: commercial bank, credit risk, loan debt, overdue debt

Abstract

Subject. The set of theoretical and practical approaches that emerge in the process of credit risk assessment and management in a commercial bank.

Objectives. To assess the credit risks of a commercial bank and to develop new approaches to managing them.

Methods. The study employed general scientific methods, including analogy and data systematization, as well as statistical and comparative analysis, idea generation techniques, and generalization methods.

Results. A credit risk assessment was carried out at Sber, which led to the conclusion that the current risk management system ensures accurate customer classification and enables the formation of adequate provisions. However, growing absolute volumes of overdue debt and pressure on liquidity ratios indicate the need to improve credit risk assessment and management. Measures for implementing digital assessment and management methods have been proposed. It has been shown that the new initiatives, thanks to their transparency and personalized approach, are aimed at reducing the probability of default and enhancing customer trust.

Conclusions and Relevance. The proposed approach enables a transition to a continuous digital credit risk management loop. It integrates heterogeneous sources of operational data, which improves the accuracy of scoring, makes the credit process transparent for both the customer and the regulator, and reduces the response time to emerging risks. The findings can be useful in the banking sector when developing measures to reduce credit risks, as well as for further research.

© Publishing house FINANCE and CREDIT, 2025

Please cite this article as: Morozova G.V., Filichkina Yu.Yu. Credit risks of commercial banks: New approaches to assessment and management. *Finance and Credit*, 2026, iss. 4, pp. 37–56.

DOI: 10.24891/iflryp EDN: IFLRYP

References

1. Kolikova E.M. [Hierarchical structure of risks in banking in the conditions of globalization: Problems of assessment]. *Finansovye issledovaniya*, 2020, no. 4, pp. 16–27. (In Russ.) EDN: BNTDNZ
2. Strel'tsov M.A., Khasanov M.A. [Theoretical foundations and approaches to defining the concepts of “risk” and “banking risk”]. *Ekonomika i upravlenie: nauchno-prakticheskii zhurnal*, 2019, no. 2, pp. 87–90. (In Russ.) EDN: ZDQZNJ
3. Nosova T.P., Parshin A.B., Terpitskaya K.I. [Classification of banking risks and measures to reduce them to optimize banking activities]. *Vestnik Akademii znaniy*, 2022, no. 53, pp. 349–353. (In Russ.) EDN: IXCWMJ
4. Ushanov A.E. [Ways to reduce the risk of a commercial bank's corporate loan portfolio]. *Azimut nauchnykh issledovaniy: ekonomika i upravlenie*, 2023, vol. 12, no. 1, pp. 141–146. (In Russ.) DOI: 10.57145/27128482_2023_12_01_26 EDN: NVBPRA
5. Shalaev I.A., Kozhanchikov O.I., Kozhanchikova N.Yu. [Lending activities of commercial banks: Analysis methodology, risks and development strategy under modern conditions]. *Ekonomicheskaya sreda*, 2025, vol. 14, no. 2, pp. 114–139. (In Russ.) DOI: 10.22394/ee252.114-139 EDN: HNHXXN
6. Shatalova E.P., Amiraslanova E.A. [Methodology for measuring the total credit risk of a commercial bank]. *Finansovye rynki i banki*, 2023, no. 5, pp. 55–61. (In Russ.) EDN: KOMNKI
7. Gorskii M.A., Kuz'minova K.I., Sayapina M.I. [Theoretical approaches and methods for risk assessment of credit and investment activities of a commercial bank]. *Vestnik Altaiskoi akademii ekonomiki i prava*, 2021, no. 12-2, pp. 246–251. (In Russ.) DOI: 10.17513/vaael.1990 EDN: RNEEGU
8. Kolinichenko M.Yu., Shadiyan M.G. [Credit risk management methods to minimize fraud]. *Gosudarstvennoe i munitsipal'noe upravlenie. Uchenye zapiski*, 2024, no. 2, pp. 108–113. (In Russ.) DOI: 10.22394/2079-1690-2024-1-2-108-113 EDN: WPBQBH
9. Zhivko A.B. [Methods and approaches for assessing and minimizing commercial bank risks]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra*, 2025, vol. 15, no. 1-1, pp. 573–582. (In Russ.) DOI: 10.34670/AR.2025.30.59.057 EDN: KBXTHC
10. Mityushina I.L., Solov'eva N.E. [Analysis and assessment of the bank's credit risk]. *Innovatsionnaya ekonomika: informatsiya, analitika, prognozy*, 2024, no. 3, pp. 191–197. (In Russ.) DOI: 10.47576/2949-1894.2024.3.3.023 EDN: RFRGLO
11. Gumerov M.F., Rizvanova I.A. [Credit risks of Russian commercial banks: New approaches to management]. *Finansy: teoriya i praktika*, 2023, vol. 27, no. 2, pp. 64–75. (In Russ.) DOI: 10.26794/2587-5671-2023-27-2-64-75 EDN: IOMBME
12. Barannikov A.L., Danilina M.V., Donskova L.I. [Common trends in introducing ESG-standards in Russia and abroad]. *Vestnik Rossiiskogo ekonomicheskogo universiteta imeni G.V. Plekhanova*, 2024, vol. 21, no. 2, pp. 172–181. (In Russ.) DOI: 10.21686/2413-2829-2024-2-172-181 EDN: CYLGII
13. Ivashina N.S. [Improving the tools for managing credit risks of commercial banks]. *Ekonomika i predprinimatel'stvo*, 2023, no. 3, pp. 1007–1011. (In Russ.) DOI: 10.34925/EIP.2023.152.3.197 EDN: DPOGRP

14. Ramzaeva E.P., Kravchenko O.V. [Analysis of corporate credit risk management in a commercial bank]. *Vestnik Udmurtskogo universiteta. Seriya Ekonomika i pravo*, 2023, vol. 33, no. 4, pp. 623–628. (In Russ.) DOI: 10.35634/2412-9593-2023-33-4-623-628 EDN: KPUZIR
15. Konorev A.M., Merkulova N.S. [Management of problem credit debt in a commercial bank]. *Fundamental'nye issledovaniya*, 2023, no. 12, pp. 25–30. (In Russ.) DOI: 10.17513/fr.43528 EDN: TOMCZX
16. Barakhoeva M.S. [Issues of management of problem and overdue loan debt of commercial banks]. *Upravlencheskii uchët*, 2022, no. 6-2, pp. 330–335. (In Russ.) DOI: 10.25806/uu6-22022330-335 EDN: HXPYAG
17. Kalugina Ya.A., Kovaleva L.S., Mul'tanovskaya A.V. [Credit risk management of innovative commercial banks in the Russian Federation]. *Schislyayevskie chteniya: aktual'nye problemy ekonomiki i upravleniya*, 2024, no. 12, pp. 126–132. (In Russ.) DOI: 10.52899/978-5-88303-686-5_126 EDN: JDDVIFY
18. Starodubtseva E.B., Markova O.M. [The use of artificial intelligence in credit scoring]. *Finansovye rynki i banki*, 2024, no. 10, pp. 162–166. (In Russ.) EDN: CYOBEA
19. Galimullin N.R. [The role of artificial intelligence in the digital transformation of the banking system]. *Ekonomika i upravlenie: problemy, resheniya*, 2025, vol. 2, no. 3, pp. 142–150. (In Russ.) DOI: 10.36871/ek.up.p.r.2025.03.02.018 EDN: RWCITW

Conflict-of-interest notification

We, the authors of this article, bindingly and explicitly declare of the partial and total lack of actual or potential conflict of interest with any other third party whatsoever, which may arise as a result of the publication of this article. This statement relates to the study, data collection and interpretation, writing and preparation of the article, and the decision to submit the manuscript for publication.