

СЕВЕРО-КАВКАЗСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ ОКРУГ
ФГАОУ ВО СЕВЕРО-КАВКАЗСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

**Кейс «Искусственный интеллект и большие данные в скоринговых
моделях»**

КОМАНДА «ФИНАНСОВЫЙ КОД»:

Маркова Анастасия Валентиновна - капитан
ifhjfherrhuer@yandex.ru

Гришанов Сергей Михайлович
se-gr@yandex.ru

Казакова Анастасия Александровна
Kazakovanastj02@bk.ru

Бобровицкая Анастасия Витальевна
ncfu.2019@mail.ru

Преподаватель-тренер:

К.э.н., доцент Золотова Елена Алексеевна,
zolotowa@mail.ru

Доцент кафедры финансов и кредита Северо-Кавказского
федерального университета

Ставрополь 2022

Введение

На современном этапе развития экономики важнейшей составляющей является банковский сектор, без которого невозможно представить современную жизнь. Банковские услуги и продукты, предоставляемые коммерческими банками, плотно вошли в повседневную жизнь и способствуют решению финансовых проблем населения.

В условиях перехода в цифровую среду на рынок финансовых услуг входят высокотехнологичные компании, тем самым обостряя конкуренцию. Чтобы укрепить свои позиции на рынке банки внедряют в свои бизнес-процессы новые технологии, призванные упростить обслуживание клиентов и сократить издержки. Одними из таких являются технологии искусственного интеллекта (ИИ) и больших данных (Big Data), которые уже сейчас активно применяются в розничном кредитовании. Помимо множества положительных моментов для банков, их относительная новизна приводит к ряду негативных последствий:

1. Отсутствие единой трактовки и интерпретации принципа работы технологии ИИ затрудняет определение «плохих» и «хороших» заемщиков, что может привести к спорным ситуациям между заемщиком и банком, а также повлечь за собой высокие издержки при обращении к регулятору.

2. Высокая степень доверия к ИИ в розничном кредитовании может привести к ошибочной оценке кредитоспособности заемщика и снижению рентабельности банков.

3. Невозможность получения залоговых кредитов добросовестными заемщиками ввиду отсутствия у них кредитной истории, что отрицательно сказывается на прибыльности банков.

В этой связи, цель проекта заключается в анализе проблемы и рекомендации комплекса мероприятий, направленных на повышение эффективности работы банков с использованием ИИ в кредитном скоринге. Для достижения цели были поставлены следующие задачи: проведение анализа информации о работе ИИ в кредитном скоринге коммерческих банков, определение проблем применения данной технологии, выработка современного видения данного направления.

1. Анализ действующей нормативной базы

Нормативное регулирование искусственного интеллекта в России находится на стадии активного развития. Правительством Российской Федерации сформирована национальная программа «Цифровая экономика Российской Федерации» [5] куда вошли 7 национальных проектов, включая Федеральную программу «Искусственный интеллект». Указом Президента РФ от 10 октября 2019 г. №490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» отмечено, что «искусственный интеллект (ИИ) – это

комплекс технологических решений, позволяющий имитировать когнитивные функции человека (включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма) и получать при выполнении конкретных задач результаты, сопоставимые, как минимум, с результатами интеллектуальной деятельности человека» [4]. ИИ в банковском деле ускорил доступ к продуктам для многих клиентов и автоматизировал некоторые этапы внутренних процессов, в том числе кредитный скоринг.

Методику работы скоринговых моделей каждая кредитная организация устанавливает на основе Федерального закона «О кредитных историях» от 30.12.2004 № 218-ФЗ [1]. В нем выделены правовые и организационные основы для взаимодействия кредитных организаций и заемщиков. С 1 января 2022 в силу вступили некоторые изменения, среди которых новые сроки хранения кредитной истории (до 7 лет), правила участия квалифицированного бюро кредитных историй и персональный кредитный рейтинг заемщика. Однако, данные изменения пока еще не повлияли на особенности оценки ИИ кредитных историй заемщиков. Например, не рассмотрен аспект оценки заявок заемщиков с «нулевой» кредитной историей, а также, при введенной шкале рейтинга, не прописаны «пограничные» пункты и особенности методики расчета в таких случаях. В Федеральном законе «О потребительском кредите (займе)» от 21.12.2013 № 353-ФЗ был выделен определенный перечень информации, доступной для заемщика, но причины отказа при получении ипотечного займа могут оставаться нераскрытыми по усмотрению кредитной организации [3]. Перечень персональных данных, используемых для составления персонального кредитного рейтинга (ПКР), регламентируется Федеральным законом от 27.07.2006 № 152-ФЗ (ред. от 02.07.2021) «О персональных данных» [2]. Проанализировав вышерассмотренные нормативные акты, отметим, что критериев оценки параметров по скорингу физического лица, в соответствии с которым ИИ принимает решение о выдаче, либо отказывает в получении кредита - нет. Заемщик не может получить полный отчет данных по отказу и из закрытой части кредитной истории. Поэтому, не понимая причины отказа, не может оспорить решение банка по заявке на кредит, либо исправить ситуацию, чтобы улучшить вариант прохождения скоринга с помощью ИИ в следующий раз.

По итогу, основной задачей в законодательстве, на данный момент, является разработка специализированного нормативного акта, регулирующего использование технологии ИИ в сфере кредитования. Рассматривая эту проблему с точки зрения бизнеса (банков), стоит уделить особое внимание следующим аспектам.

2. Экономический анализ проблемы с точки зрения бизнеса (кредитной организации) на микро - и макроуровнях

1. В кейсе «Искусственный интеллект и большие данные в скоринговых моделях» ведущий банк отклонил заявку Игоря на ипотечный кредит без объяснения причин, лишь сообщив, что все решения об одобрении принимаются ИИ на основании кредитного скоринга клиентов. Изучив данные практик различных кредитно-финансовых учреждений, отметим, что в 2019 году в Сбербанке на основании решений, принимаемых ИИ, выдавалось 100% кредитных карт, более 90% потребительских кредитов и свыше 50% ипотечных кредитов. А к концу 2020 года банку удалось разработать более эффективные модели для анализа структурированных и неструктурированных данных, что позволило принимать 100% кредитных решений в розничном кредитовании с использованием ИИ, причем 95% из них были сформированы в автоматическом режиме, без участия человека [9]. Таким образом, ИИ является неотъемлемой частью финансовых бизнес-процессов кредитных организаций, которые в полной мере полагаются на данную технологию и активно применяют ее в розничном кредитовании.

2. Макропруденциальный лимит - предельная доля ссуд с определенными характеристиками в общем объеме необеспеченных кредитов или займов, которую кредиторы смогут выдать за квартал.¹ Согласно данным Банка России, 57% экономически активного населения России имеют займы и кредиты [6]. 2021 год стал самым результативным за всю историю российского ипотечного кредитования. Общий объем ипотечного портфеля банков по итогам 9 месяцев 2021 года вырос до 11,75 млрд руб. (см. Приложение 1, Рисунок 1) [11]. Однако, помимо того, что ЦБ выпустило Указание №6037-У, еще и у банков в каждом сегменте имеются соответствующие лимиты кредитования, которые в ряде случаев могут стать причиной отклонения кредитной заявки искусственным интеллектом при тщательном отборе. Это свидетельствует о невозможности выдачи ипотечного кредита всем потенциальным заемщикам, даже с хорошей кредитной историей.

3. Несмотря на высокие темпы выдачи, ипотека остается наиболее качественным сегментом на рынке розничного кредитования. Об этом свидетельствует стабильное сокращение доли просроченной задолженности по ипотечному жилищному кредитованию (см. Приложение 1, Рисунок 2). По состоянию на 1 октября 2021 года задолженность

¹ Указание Банка России от 24.12.2021 № 6037-У «О видах кредитов (займов), в отношении которых могут быть установлены макропруденциальные лимиты, о характеристиках указанных кредитов (займов), о порядке установления и применения макропруденциальных лимитов в отношении указанных кредитов (займов), о факторах риска увеличения долговой нагрузки заемщиков – физических лиц, а также о порядке применения мер, предусмотренных частью пятой статьи 456 Федерального закона от 10 июля 2002 года № 86-ФЗ «О Центральном банке Российской Федерации (Банке России)».

составляла 0,6%. Это меньше, чем совокупно в прочих видах кредитования физических лиц (7,2%) [7]. Таким образом, активное применение технологий ИИ и больших данных обеспечивает поддержание минимального уровня просроченной задолженности вне зависимости от объемов кредитования и позволяет банкам наращивать кредитные портфели без потери качества, что положительно сказывается на их финансовой устойчивости.

4. Одной из тенденций последних лет является нежелание заемщиков «хорошего качества» брать новые кредиты. Введение программ льготного ипотечного кредитования в апреле 2020 года вызвало еще больший интерес к данному сектору кредитного рынка, привлекая новых заемщиков. В результате происходила смена «популяции» клиентов, увеличивалась доля заемщиков, которые ни разу в своей жизни не брали кредитов. Искусственный интеллект принимает решения на основе массива данных из реальных кейсов (ранее выданных кредитов), таким образом, появление новых заемщиков с «нулевой» кредитной историей заметно снизило эффективность кредитного скоринга. Однако, важным требованием для банков является валидация модели, под которой понимается комплексный процесс определения работоспособности модели по истечении определенного времени, ее соответствие реальной экономической ситуации, а также регулярная актуализация набора данных. Для кредитной организации это выражается дополнительными, зачастую немалыми, затратами.

5. Отличительной особенностью ипотеки является довольно длительный срок кредитования. По состоянию на сентябрь 2021 года в среднем гражданин России тратит на выплату ипотечного кредита 20,5 лет [10]. При этом в 2022 году средний срок ипотечного кредита продолжит увеличиваться и достигнет 23 лет, что соответствует примерно трети средней продолжительности жизни в стране [7]. В кейсе сказано, что Игорь – молодой и талантливый сотрудник. Вероятнее всего, он принадлежит к первой возрастной категории (моложе 30 лет). Согласно данным НБКИ, начиная с 2015 года наибольшее сокращение было отмечено именно в возрастной группе граждан моложе 30 лет – их доля снизилась на 10,6 п.п. до 20,2% по итогам 2021 года (см. Приложение 1, Рисунок 3) [8]. Ввиду длительного срока ипотечного кредитования, рассмотрение кредитных заявок осуществляется традиционными скоринговыми моделями (application-scoring). Принцип работы таких моделей заключается в выставлении ИИ скоринговых баллов на основании сухих цифр и анкетных данных. В сегменте ипотечного кредитования на итоговый скоринговый балл в значительной степени влияет возрастная группа заемщика. Учитывая текущую экономическую нестабильность и невозможность предсказать ситуацию в будущем, кредитные организации придерживаются консервативной кредитной политики с

низким уровнем риска, что приводит к ужесточению применяемых подходов к выдаче ипотеки.

В связи с информативной кредитной историей и высокими значениями ПКР, заемщики от 30 до 50 лет наиболее привлекательны для банков. На их фоне потенциальные платежеспособные заемщики с высоким уровнем дохода в возрасте от 22 до 30 лет не могут быть объективно оценены системой кредитного скоринга, что приводит к многочисленным отказам со стороны банка.

6. Низкий уровень конкурентоспособности банков, не использующих ИИ. За два года банки, не входящие в тридцатку крупнейших по активам, снизили свои позиции на ипотечном рынке [7]. Это обусловлено тем, что крупнейшие банки (топ-30), обладая значительными объемами финансовых ресурсов, активно используют технологии ИИ и больших данных в своих бизнес-процессах, в том числе в кредитном скоринге. Последние позволяют эффективно управлять рисками, за счет чего стоимость кредита уменьшается, и кредитор может предложить заемщику более выгодные условия (например, сниженные процентную ставку или первоначальный взнос). Такая тенденция противоречит принципу здоровой конкуренции и может привести к монополизации на российском рынке ипотечного кредитования.

7. Кредитный риск остается для банков преобладающим. Это прямым образом отражается в общем объеме резервов на возможные потери по ссудам (см. Приложение 1, Рисунок 4) [12]. Помимо улучшения макроэкономической ситуации, более чем двукратное сокращение отчислений в резервы за последние 5 лет также обусловлено высокой точностью оценки кредитного качества ряда заемщиков системами кредитного скоринга на основе ИИ, а также снижением доли просроченных задолженностей.

8. Важные изменения произошли и в системе оценке кредитоспособности. Ранее в каждом БКИ существовала индивидуальная система кредитного рейтинга и для оценки качества кредитной истории банкам требовалось сопоставлять ПКР из нескольких бюро. Однако, с 1 января 2022 года все БКИ рассчитывают ПКР физического лица по единой шкале от 1 до 999 баллов. Также они обязаны раскрывать в отчете о кредитной истории факторы, оказавшие наибольшее влияние на показатель индивидуального кредитного рейтинга. Так как грамотный риск-менеджмент является приоритетной задачей для банков, то установление четких рамок повысит эффективность алгоритмов ИИ и позволит подбирать оптимальные условия кредитования для конкретного заемщика.

3. Описание интересов стейкхолдеров, их противоречий и взаимной увязки

Идентификация заинтересованных сторон позволяет определить скрытые опасности и перспективы при реализации проекта. Заинтересованными сторонами в

решении проблемы использования искусственного интеллекта и больших данных в скоринговых моделях являются: регулятор – государство в лице ЦБ, заемщики – физические лица, бюро кредитных историй (БКИ), микрофинансовых организаций (МФО), ЖКХ компании – как поставщики информации о клиентах, сотрудники кредитных организаций (специалисты по искусственному интеллекту, машинному обучению, аналитики) и сами коммерческие банки.

При анализе интересов стейкхолдеров возникает ряд противоречий:

- заемщики заинтересованы в снижении требований при выдаче займов, однако это может привести к повышению рисков непогашенной задолженности для банков;

- банкам нужно знать как можно больше информации о потенциальном клиенте, которую можно получить из БКИ, ЖКХ компаний, однако это противоречит интересам заемщиков и регулятора по поводу защиты персональных данных;

- использование ИИ и больших данных дает возможность кредитным организациям повышать свою конкурентоспособность и финансовое положение в банковском секторе, однако ЦБ и государство заинтересованы в снижении монополизации финансового сектора, поскольку это не дает развиваться малым банкам, а значит, влияет на снижение здоровой конкуренции;

- банки намерены сокращать численность сотрудников в связи с вводом ИИ для уменьшения расходов, однако это противоречит действиям государства по сокращению уровня безработицы в стране.

Анализ интересов стейкхолдеров (см. Приложение 2, таблица 1) показал, что использование ИИ и больших данных в скоринговых моделях даст возможность кредитным организациям дольше удерживать свое положение на рынке, стать более конкурентоспособными и увеличить прибыль. Если рассматривать клиентов – то ИИ в кредитном скоринге из достаточно узкофункционального сервиса постепенно превратится в полноценного универсального помощника на все случаи жизни, который учитывает вкусы и интересы клиента.

4. Возможные направления урегулирования проблемы, их плюсы и минусы, а также сравнительные характеристики

Использование ИИ в кредитном скоринге открывает широкие возможности не только для банков, но и для клиентов. В первую очередь, это касается удобства и скорости рассмотрения кредитной заявки. А эффективность оценки платежеспособности и четкая сегментация клиентов позволяет им участвовать в бонусных программах, а также получать действительно необходимые персонализированные кредитные продукты на выгодных условиях.

При этом технология ИИ также несет в себе риски, главный из которых связан с несовершенством работы ИИ, который не всегда способен точно распознать мошенническую кредитную заявку. То есть мошенники могут использовать украденные персональные данные ничего не подозревающего клиента для получения кредита. В результате такая ситуация может сильно повлиять на финансовое положение клиента, так как обернется для него высокими судебными издержками либо необходимостью выплачивать полную сумму кредита.

Предлагаем продолжить совершенствование регулирования ИИ в банковской сфере, акцентируя особое внимание на повышении прозрачности и обоснованности принятых решений, а также безопасном управлении данными.

1. Рекомендуется создать обезличенную транзакционную базу данных (ОТБД) (см. Приложение 4, Рисунок 5), которая будет накапливать информацию о транзакционной активности клиентов по всем банковским картам. При этом процесс передачи данных будет шифроваться и только после этого поступать в ОТБД с наименованиями Клиент №1, Клиент №2 и т.д., что обеспечит анонимность данных. А технология Big Data позволит уже в структурированном виде непрерывно передавать массивы генерируемой информации, на основе которой ИИ будет обучаться и выявлять закономерности. В случае, если клиент ранее не имел кредитной истории, ИИ сопоставит данные с уже имеющейся базой и даст объективную оценку его кредитоспособности. Преимущество создания такой базы заключается в том, что на основе анализа нескольких десятков транзакций ИИ сможет с высокой точностью определить образ жизни заемщика и уровень его доходов. Также данное нововведение не требует крупных затрат на реализацию, а значит может быть использовано даже небольшими банками для улучшения качества кредитного портфеля, что позволит им привлекать большее число клиентов.

Основными препятствиями на пути реализации данного решения выступают различия в количестве клиентской базы конкретного банка, из чего вытекает проблема отсутствия достаточных объемов релевантных данных (чем меньше данных, тем ниже точность прогноза); наличие у клиента дебетовых/кредитных карт других банков, транзакции по которым не известны; предпочтение некоторых клиентов (зачастую старшего поколения) в использовании наличных денег, которые также не попадают в цифровое поле зрения банков.

2. Для борьбы с мошенничеством в банковской сфере и минимизации кредитных рисков предлагаем внедрить биометрическую технологию в систему мошеннического скоринга (fraud-biometric-scoring) (см. Приложение 5, Рисунок 6). В первую очередь, такая скоринговая система уже на начальном этапе будет выявлять мошеннические кредитные

заявки. Это обезопасит как банк (от потенциальных убытков), так и личные финансы клиента, которому пришлось бы самому выплачивать взятый на его имя кредит вместе с просроченной задолженностью, отрицательно сказавшейся и на кредитной истории. А расширение стандартных параметров оценки кредитоспособности заемщика дополнительными биометрическими данными позволит сбалансировать влияние всех факторов на итоговое значение скорингового балла.

Среди препятствий следует выделить: высокую стоимость внедрения, включая последующие затраты на доработку программного обеспечения, которые могут оказаться невыгодными для небольших банков; отсутствие большого объема биометрических данных в единой базе и недоверие большинства россиян к биометрии (на текущий момент в Единой биометрической системе зарегистрированы данные 300 тысяч россиян).

3. Как упоминалось ранее, при непродолжительной либо «нулевой» кредитной истории система кредитного скоринга может снизить достаточное количество баллов, отказав вполне платежеспособному заемщику. Поэтому предлагаем создать комбинированную скоринговую модель ВАFC путем интеграции отдельных скоринговых систем (заявочной, мошеннической, поведенческой, коллекторской) в единое целое (см. Приложение 6, Рисунок 7).

При оценке кредитоспособности учитывается транзакционная активность, поведенческие характеристики и структура расходов заемщика. Если человек в целом нерационально использует свои средства (например, тратит большую часть своих доходов за короткий промежуток времени), то шанс на получение кредита даже при высоких доходах и хорошей кредитной истории заметно снижается. Такой подход положительно скажется на кредитной грамотности потенциальных заемщиков, заставит задуматься о планировании своих трат и регулярной проверке индивидуального кредитного рейтинга.

Основными препятствиями на начальном этапе реализации станут сложность в интерпретации результатов комбинированной модели, отсутствие необходимой инфраструктуры, а также нехватка квалифицированных специалистов в области искусственного интеллекта, больших данных и, самое главное, кибербезопасности.

После детального сравнения всех предлагаемых мероприятий, плюсов и минусов, а также препятствий, которые могут возникнуть на пути их реализации (см. Приложение 3, таблица 2), были отобраны ОТБД, внедрение биометрической технологии в систему мошеннического скоринга, а также разработка комбинированной скоринговой модели ВАFC. Первая мера не требует значительных затрат, однако откроет новые возможности в оценке кредитоспособности с использованием ИИ, повысив эффективность традиционных систем кредитного скоринга. Вторая мера обеспечит надежную защиту персональных

данных клиентов, упростит процедуру кредитования, а также повысит вероятность одобрения кредитной заявки в режиме онлайн. Наконец, предыдущие меры выступят фундаментом новой комбинированной скоринговой модели, которая выведет розничное кредитование на новую ступень развития.

Модель обладает высокой адаптивностью. Поэтому ведущие банки смогут настроить ее для взаимодействия с собственными экосистемами, что откроет новые возможности для извлечения прибыли - сбор дополнительных массивов данных от партнеров (при согласии клиента) улучшит работу алгоритма на основе ИИ, что повысит точность кредитного скоринга и позволит формировать персональные предложения. Менее крупные банки будут сотрудничать с цифровыми платформами, выступая в роли поставщика банковских продуктов и услуг, в том числе в кредитовании.

Заключение

На данном этапе использования искусственного интеллекта и больших данных в скоринговых моделях можно наблюдать ряд проблем. Так, при рассмотрении заявки клиента, происходит анализ большого количества информации: от финансового положения до индивидуальных предпочтений, что может привести к утечке личных данных клиентов; ИИ имеет высокую стоимость внедрения; наблюдается отсутствие большого объема данных в единой базе, необходимой инфраструктуры, нехватка квалифицированных специалистов в области искусственного интеллекта и больших данных и многое другое.

В работе был проведен анализ действующей нормативной базы и экономический анализ проблемы с точки зрения бизнеса, выделены основные заинтересованные стороны, их интересы и взаимная увязка, что позволило рассмотреть проблему со всех точек зрения. Был предложен ряд направлений, которые помогут урегулировать возникший дисбаланс. Данные меры позволят сократить риск невозврата займов, упростить процедуру кредитования, повысить безопасность и эффективность традиционных систем кредитного скоринга и обеспечат надежную защиту персональных данных клиентов.

Список литературы

1. Федеральный закон «О кредитных историях» от 30.12.2004 № 218-ФЗ (ред. от 02.07.2021) // Гарант: офиц. сайт. — URL: <https://base.garant.ru/12138288/> — Текст: электронный.
2. Федеральный закон «О персональных данных» от 27.07.2006 № 152-ФЗ (ред. от 02.07.2021) // Гарант: офиц. сайт. — URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_61801/ — Текст: электронный.

3. Федеральный закон «О потребительском кредите (займе)» от 21.12.2013 № 353-ФЗ (ред. от 30.12.2021) // Гарант: офиц. сайт. — URL: <https://base.garant.ru/70544866/> — Текст: электронный.
4. Указ Президента Российской Федерации от 10.10.2019 № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» // Гарант: офиц. сайт. — URL: <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/72738946/> — Текст: электронный.
5. Постановление Правительства Российской Федерации от 02.03.2019 г. № 234 (ред. от 21.08.2020) «О системе управления реализацией национальной программы «Цифровая экономика Российской Федерации» // Гарант: офиц. сайт. — URL: <https://base.garant.ru/72190034/> — Текст: электронный.
6. Долг перед банком: россияне набрали рекордное число кредитов в 2021 году [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://bankiros.ru/news/dolg-pered-bankom-rossiane-nabrali-rekordnoe-cislo-kreditov-za-2021-god-8673>
7. Исследование НКР «Ипотека на пике» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://ratings.ru/files/research/banks/NCR_Mortgage_Dec2021.pdf
8. Исследование НБКИ [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.nbki.ru/company/news/?id=773593>
9. Как искусственный интеллект работает в банках [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://frankrg.com/24564>
10. Ликвидность банковского сектора и финансовые рынки Информационно-аналитический комментарий [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://cbr.ru/Collection/Collection/File/39311/LB_2021-68.pdf
11. Основные показатели ипотечного кредитования в России в цифрах [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://rusipoteka.ru/ipoteka_v_rossii/ipoteka_statitiska/#:~:text=%D0%93%D0%BE%D0%B4%202013%202014%202015%202016,%D0%BA%D0%B2%D0%B0%D1%80%D1%82%D0%B0%D0%BB%20III%20%D0%BA%D0%B2%D0%B0%D1%80%D1%82%D0%B0%D0%BB%20IV%20%D0%BA%D0%B2%D0%B0%D1%80%D1%82%D0%B0%D0%BB
12. Результаты банковского сектора за 2021 год [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://cbr.ru/Collection/Collection/File/39722/presentation_20220128.pdf

Приложение 1

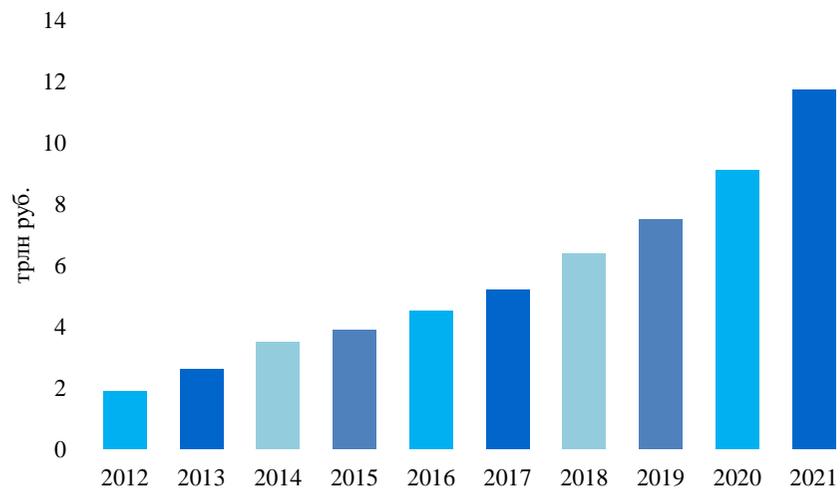
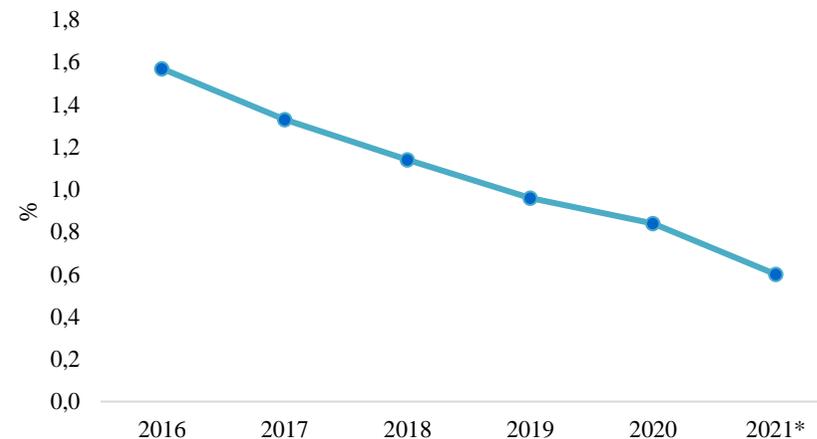


Рисунок 1 – Объем ипотечного портфеля банков



* - данные по итогам 9 месяцев 2021 года

Рисунок 2 - Доля просроченной задолженности в общей сумме задолженности по ипотечному жилищному кредитованию

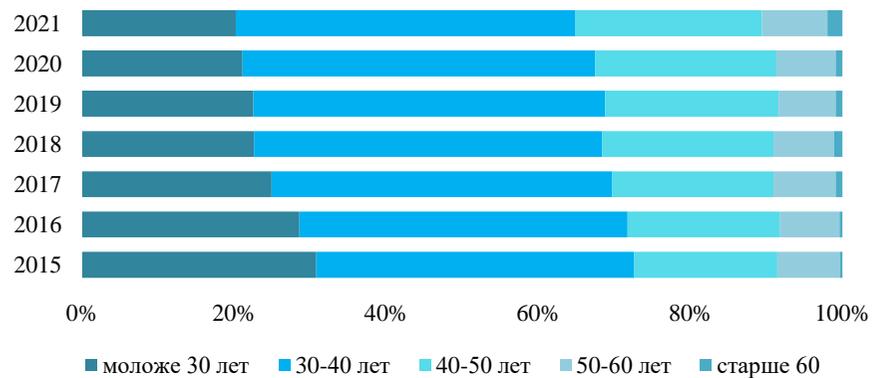


Рисунок 3 – Возрастная структура заемщиков по выдаче

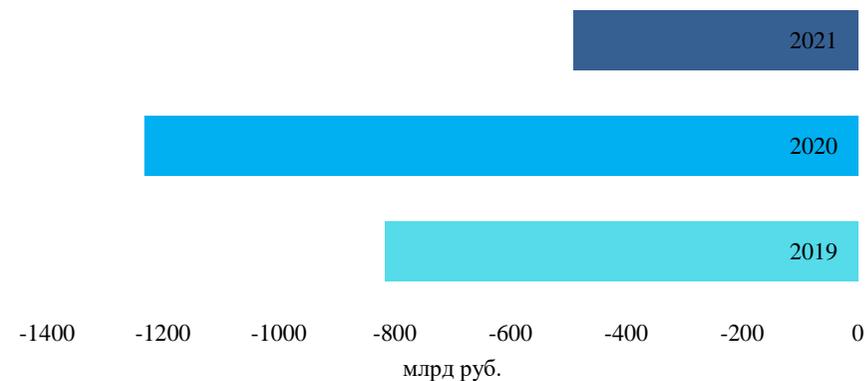


Рисунок 4 - Резервы на возможные потери по ссудам кредитных организаций

Источник: составлено авторами на основе статистических данных

Приложение 2

Таблица 1 – Анализ интересов, противоречий и взаимной увязки стейкхолдеров

Стейкхолдеры	Интересы	Противоречия между стейкхолдерами	Взаимная увязка стейкхолдеров
Кредитные организации (банки)	Увеличение конкурентоспособности на финансовом рынке.	Регулятор заинтересован в снижении монополизации финансового сектора, поскольку это не дает развиваться малым банкам, влияет на снижение здоровой конкуренции.	Банки, улучшая свою позицию в банковской сфере, снижают риск банкротства, тем самым, сокращают риски потери денежных средств заемщиков.
Заемщики	Снижение требований к заемщикам. Гарантия правовой безопасности личных данных.	Банки заинтересованы в ужесточении требований к заемщикам, чтобы снизить риск невозврата кредита. Получение БКИ большего объема конфиденциальной информации о заемщиках противоречит интересам клиентов и регулятора, которые заинтересованы в соблюдении закона о защите личных данных клиентов.	Банки заинтересованы в увеличении потока дополнительных клиентов за счет послабления требований к заемщикам. БКИ заинтересованы в получении как можно большего объема информации о клиентах (из банков, ЖКХ компаний, МФО) для создания полной базы данных кредитных историй, что в дальнейшем служит основой для проведения качественного кредитного скоринга.
Сотрудники банков (специалисты по ИИ, машинному обучению, анализу информации)	Снижение риска путем замены части сотрудников искусственным интеллектом.	Банки намерены сокращать численность сотрудников в связи с вводом ИИ для уменьшения расходов на оплату труда.	Государство заинтересовано в сохранении рабочих мест, снижении уровня безработицы в стране и защите прав работников банков.
БКИ	Сбор, хранение и предоставление базы данных кредитных историй заемщиков.	БКИ имеет возможность получать большое количество данных о клиентах для дальнейшего предоставления этой информации банкам, однако хранение такого большого количества данных противоречит интересам регулятора и заемщика, которые обеспокоены тем, что это может привести к увеличению риска мошенничества и кражи личных данных клиентов.	Для заемщиков сбор и хранение данных БКИ дает возможность формирования кредитной истории, которая является важным элементом при получении кредита, а для банков открывается возможность получения больших объемов данных о клиенте для анализа их платежеспособности.
МФО	Развитие отношений с банками, получение дополнительных клиентов.	Возможность получения микрофинансовых займов для клиентов с низким кредитным рейтингом приводит к увеличению закрепитованности населения, вероятности «нарваться» на недобросовестных МФО, росту кредитного бремени заемщика.	Для банков сотрудничество с МФО дает возможность получения дополнительной информации о наличии у заемщиков микрокредитов, позволяет увеличить число потенциальных клиентов путем предоставления микрозаймов и, таким образом, достигнуть повышения их ПКР.

Приложение 3

Таблица 2 – Сравнительная характеристика предложенных мер

Предлагаемая мера	Последствия реализации	Преимущества по сравнению с другими мерами	Недостатки
Создание обезличенной транзакционной базы данных (ОТБД)	Граждане, которым требуются крупные суммы денежных средств (для приобретения недвижимости, открытия нового бизнеса и т.п.), смогут получить кредит даже при отсутствующей кредитной истории. В свою очередь, это позволит банку максимизировать прибыль от потока кредитных заявок.	Не требует огромных затрат на реализацию. Может быть использована даже небольшими банками, что улучшит качество кредитного портфеля и позволит привлекать больше клиентов.	Разная степень эффективности в зависимости от количества клиентской базы конкретного банка. Наличие у клиентов дебетовых/кредитных карт других банков, транзакции по которым не известны. Предпочтение некоторых клиентов (зачастую старшего поколения) в использовании наличных денег, которые также не попадают в цифровое поле зрения банков.
Внедрение биометрической технологии в систему мошеннического скоринга (fraud-biometric-scoring)	Обеспечение надежной защиты от финансовых мошенников и сохранение конфиденциальности данных клиентов. Повышение вероятности одобрения кредитной заявки в режиме онлайн за счет высокой точности оценки риска. Снижение риска невозврата кредита.	С одинаковой эффективностью влияет как на банк (защищая от потенциальных убытков), так и на клиентов (предотвращая случаи мошенничества с банковскими данными и также защищая личные финансы). Учет биометрических данных позволяет сбалансировать влияние всех факторов на итоговое значение скорингового балла.	Высокая стоимость внедрения. Малая база биометрических данных, что затрудняет работу ИИ и существенно снижает точность оценки. Низкое доверие многих граждан к биометрии. На данный момент спектр услуг с биометрической идентификацией ограничен.
Разработка комбинированной скоринговой модели BAFC	Непрерывный обмен информацией будет поддерживать модель актуальными массивами данных, которые просто необходимы для корректной работы ИИ. А механизм взаимодействия между усовершенствованными скоринговыми системами выдаст точную оценку кредитоспособности, повысив процент одобренных кредитных заявок, а также будет сопровождать заемщика на протяжении всего процесса кредитования.	В перспективе модель откроет для банков широкий спектр возможностей: повысит качество обслуживания клиентов, значительно снизит операционные и временные издержки. А за счет гибкой настройки модель может быть встроена в развивающуюся экосистему банка, что обеспечит дополнительный поток информации, на основе которого ИИ будет выдавать скоординированные решения.	Сложность в интерпретации результатов комбинированной модели, отсутствие необходимой инфраструктуры, а также нехватка квалифицированных специалистов. Необходим значительный объем инвестиций. Модель требует постоянного мониторинга функционирования и ее регулярного обновления.

Приложение 4

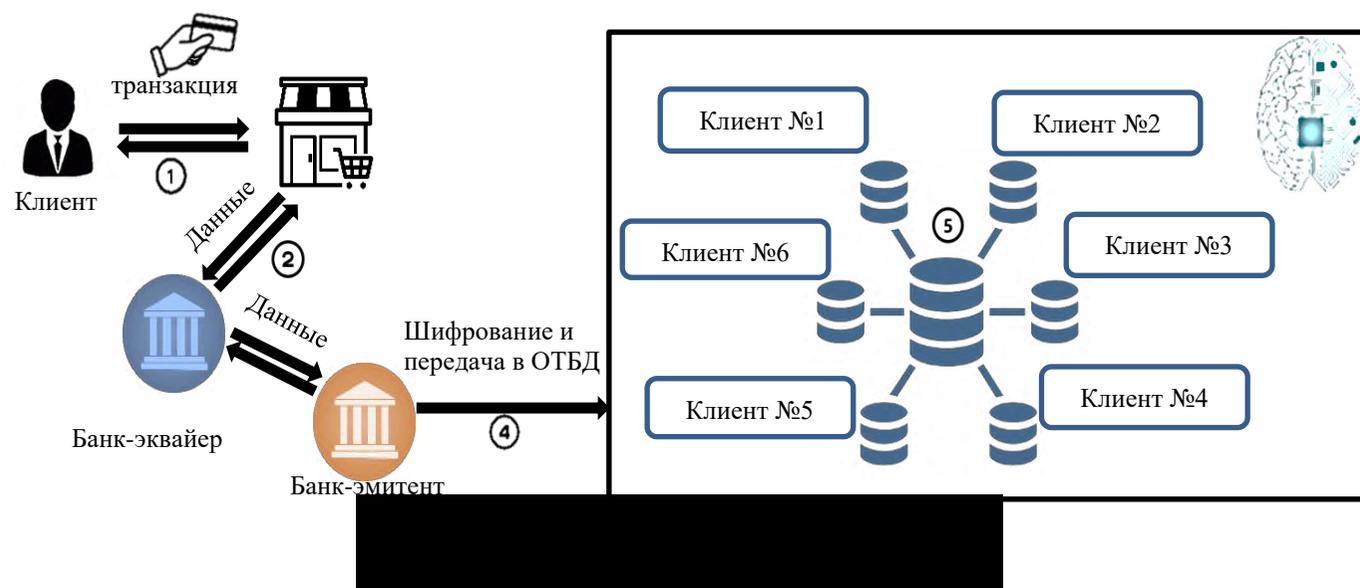


Рисунок 5 – Схема работы ОТБД

1. Клиент совершает транзакцию, оплачивая товары или услуги банковской картой.
2. Банк-эквайер зачисляет денежные средства на счет продавца, после чего передает информацию о совершенной оплате в банк-эмитент клиента.
3. Происходит шифрование данных и их последующая передача в ОТБД.
4. ИИ анализирует транзакционную активность клиента, определяет структуру расходов и выявляет определенные закономерности.

5. В банк поступают обработанные релевантные данные, которые заметно повышают точность оценки платежеспособности клиентов.
6. При совершении новой транзакции вышеописанные действия повторяются. Это позволяет непрерывно генерировать новую информацию и актуализировать базу данных, необходимую для эффективной работы ИИ в кредитном скоринге.

Приложение 5

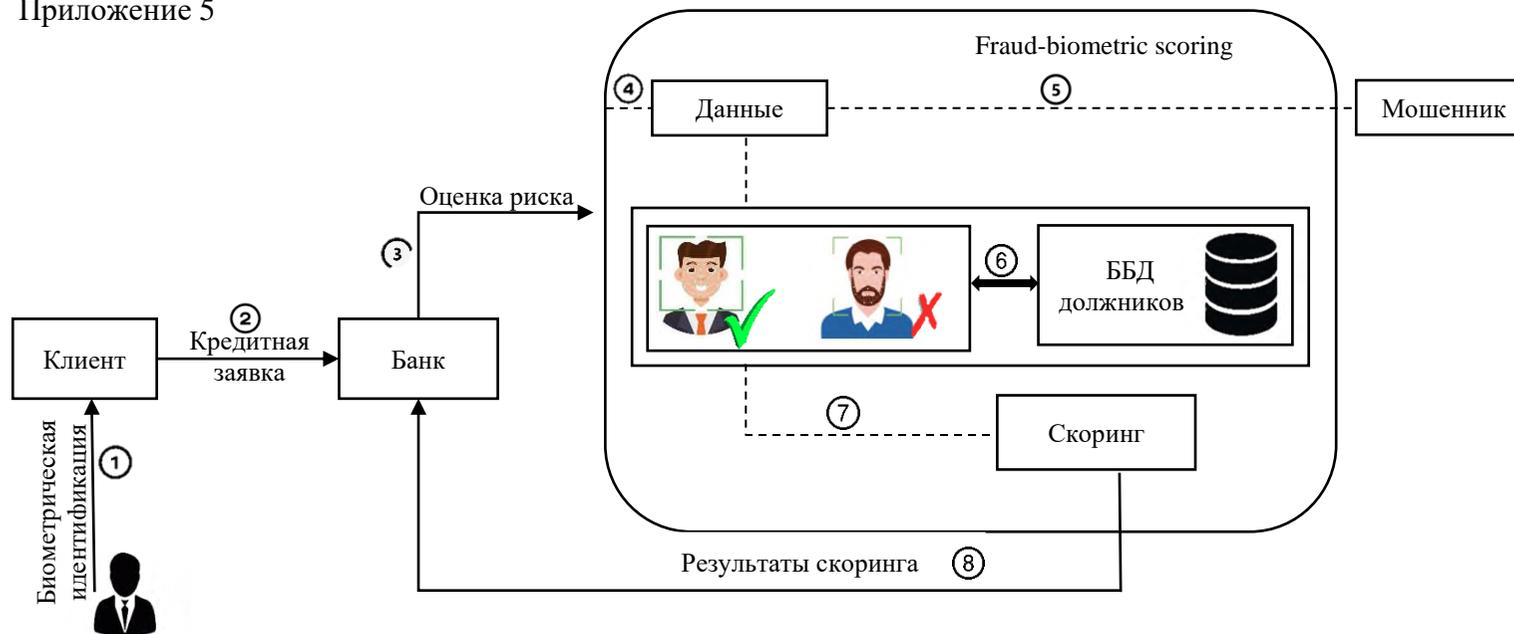


Рисунок 6 - Принцип работы мошенническо-биометрического скоринга

1. Человек проходит биометрическую идентификацию после чего система устанавливает личность клиента.
2. Клиент отправляет кредитную заявку в банк.
3. Банк при помощи системы мошеннического скоринга начинает процедуру оценки риска, состоящую из 3 этапов.
4. На первом этапе ИИ рассматривает данные, предоставленные как самим клиентом, так и уже имеющиеся в информационных системах.

5. В случае, если они являются недействительными, подозрительными или противоречивыми, то ИИ определяет в клиенте мошенника и информация немедленно поступает сотрудникам банка.
6. После исключения всех мошеннических заявок начинается второй этап оценки: ИИ анализирует лицо человека и сравнивает его с биометрической базой данных (БД) должников, выявляя схожие черты.
7. На заключительном этапе ИИ выставляет скоринговые баллы в зависимости от наличия/отсутствия схожих черт.
8. В банк перенаправляются результаты скоринга, которые будут учитываться при определении совокупного риска потенциального заемщика.

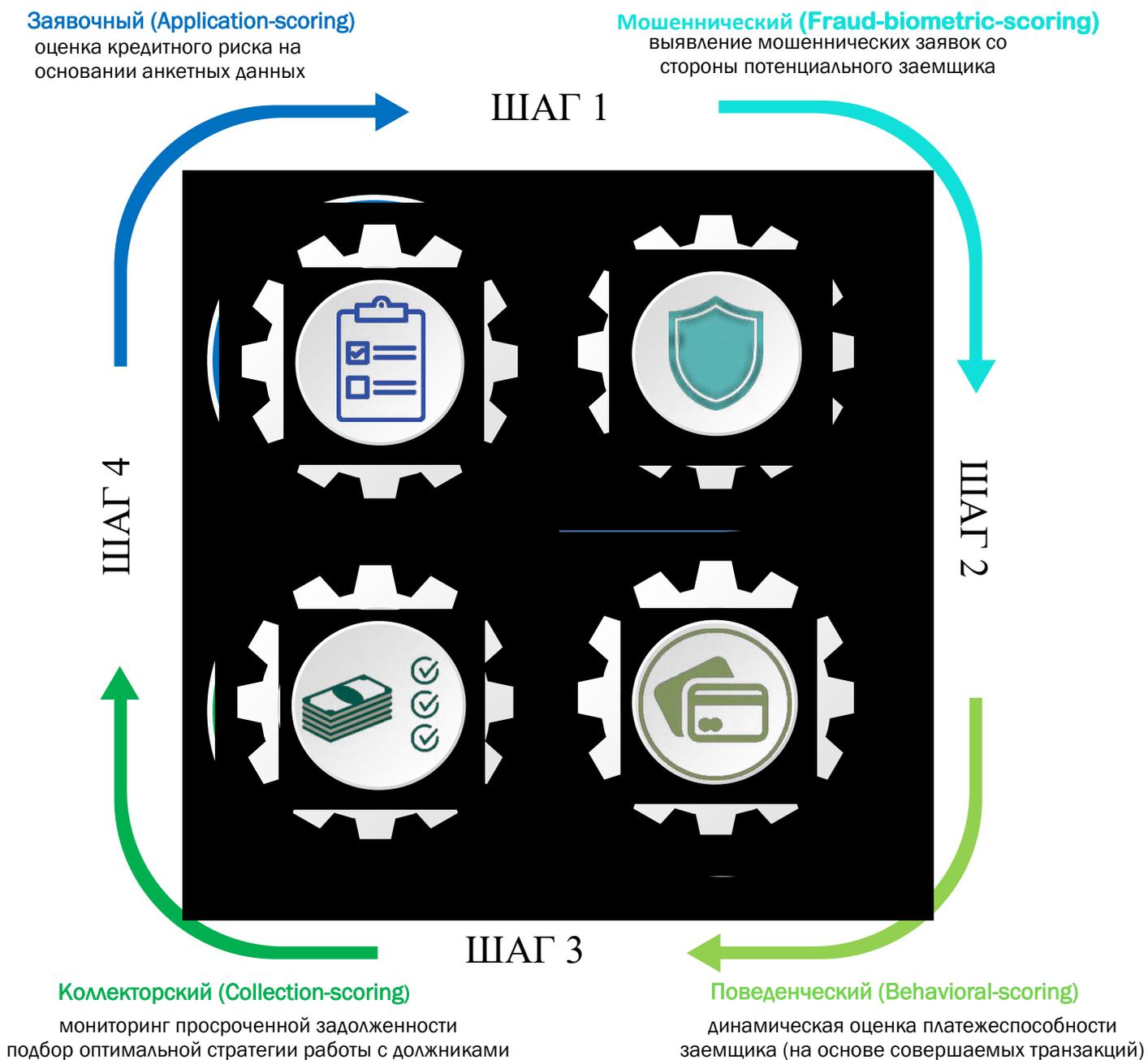


Рисунок 7 - Комбинированная скоринговая модель BAFC