

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
имени М.В.Ломоносова  
ЭКОНОМИЧЕСКИЙ ФАКУЛЬТЕТ

Олимпиада по финансовой грамотности

Центральный Федеральный округ  
«Искусственный интеллект и большие данные в скоринговых моделях  
(регулятор)»

**Команда:**

Кекономисты

**Выполнили студенты МГУ им. М.В. Ломоносова:**

Воронцов Георгий Дмитриевич [zhora.vorontsov@yandex.ru](mailto:zhora.vorontsov@yandex.ru)

Кошелев Валерий Валерьевич [vv.ibanker@gmail.com](mailto:vv.ibanker@gmail.com)

Кулешова Елена Константиновна [kuleshova.elena2012@yandex.ru](mailto:kuleshova.elena2012@yandex.ru)

Фомина Арина Андреевна [arina.a.fomina@gmail.com](mailto:arina.a.fomina@gmail.com)

**Преподаватель МГУ им. М.В. Ломоносова:**

Гуров Илья Николаевич [ingurov@mail.ru](mailto:ingurov@mail.ru)

Москва, 2022 год

## Введение

Кредитный скоринг является инструментом, который позволяет банкам оценивать благонадежность заемщика на основе его кредитной истории и прочих параметров и прогнозировать его дальнейшее поведение, тем самым избавляя банки от проблемных клиентов и повышая финансовую и экономическую стабильность, как отдельных организаций, так и экономики в целом<sup>1</sup>, что также является интересом мегарегулятора. В свою очередь, искусственный интеллект (ИИ) — это комплекс решений, который позволяет имитировать когнитивные функции человека в тех областях, где качественная обработка больших массивов данных «вручную» не совсем целесообразна или вовсе невозможна. Такой областью как раз и является кредитный скоринг. Технология ИИ помимо скоринга позволяет оптимизировать работу внутренних отделов банка, ускорить работу с клиентами по вопросам, отличным от кредитования (например, переводы, покупка акций, состояния баланса карт и т.д.), что позволяет говорить о значительном денежном выигрыше банков по множеству причин. По данным McKinsey<sup>2</sup> банки могут зарабатывать на искусственном интеллекте больше на 1 трлн. долларов ежегодно, а при этом организации кредитного сектора, игнорирующие данную технологию, обречены на вымирание.

В предложенном нам кейсе, Игорю, клиенту с идеальной кредитной историей, ИИ не разрешил становиться заемщиком, присвоив высокий кредитный риск, при этом не объяснив причины. С одной стороны, потеря одного такого клиента – заемщика не предоставит банку существенные убытки, в сравнении с выгодами, которые он получает от оптимизации множества процессов, в том числе кредитного скоринга (значительное снижение риска неплатежеспособности). С другой стороны, если такая ситуация возникает не только у Игоря, а у множества клиентов, то это может сказаться не только на рентабельности кредитных организаций, но и на экономике в целом, так как понизит покупательную способность населения и замедлит развитие экономики, из-за чего в том числе и возникает вопрос о регулировании ошибок ИИ. При этом функционирование ИИ и сопутствующих ему технологии является довольно сложной и недостаточно изученной сферой, поэтому требуется экспертная оценка, чтобы заявлять о том, стоит ли вмешиваться и регулировать их, или же они сами со временем смогут устранить свои ошибки, не нанеся экономической системе России значительный вред.

Неоднозначность данной ситуации является причиной вопроса, поставленного перед нашей командой.

---

<sup>1</sup> Достаточно вспомнить причины глобального экономического кризиса 2008 г.

<sup>2</sup> «AI-bank of the future: Can banks meet the AI challenge?» McKinsey&Company, September 19, 2020

Помимо подобных отказов, банки и клиенты при использовании технологии ИИ сталкиваются с такими проблемами как конфиденциальность данных, дороговизна автоматических скоринговых решений, сложность обучения систем и т. д.

Подводя итог, отметим, что технология необходима современным банкам как в России, так и по всему миру, поэтому отказываться в силу возникающих трудностей от нее бессмысленно. Тем не менее, как и любая новая технология, повышая эффективность работы и помогая увеличивать выгоды организациям, ИИ приносит проблемы и издержки. Поэтому, как и со стороны коммерческих банков, так и со стороны Банка России возникает вопрос о способах решения вышеперечисленных проблем и, в частности, о регулировании.

Таким образом, целью данной работы является выявление рисков и преимуществ использования ИИ в кредитном скоринге как со стороны регулятора, так и с точки зрения заемщиков, а также формирование рекомендаций по урегулированию выявленных недостатков.

Для реализации данной цели необходимо выполнить следующие задачи:

1. Выявить основные проблемы, связанные с использованием ИИ в кредитном скоринге;
2. Предложить возможные способы решения выявленных проблем;
3. Выявить преимущества и риски использования ИИ для личных финансов.

## Основная часть

### Вопрос № 1

На наш взгляд, необходимо регулирование искусственного интеллекта при его использовании в скоринговых моделях, поскольку:

- 1) Невозможно полностью контролировать работу самообучающихся моделей и как следствие некорректная работа алгоритма.**

При использовании скоринговых моделей в кредитовании на «усмотрение» искусственного интеллекта выносятся решения, которые оказывают значительное влияние на жизнь сотен тысяч людей, поэтому важно быть уверенными в том, что алгоритмы работают правильно.

В настоящее время ведется большая дискуссия о том, следует ли контролировать работу скоринговых моделей на рынке кредитования физических лиц. Среди сторонников

необходимости регуляции данных процессов есть как разработчики, так и вышестоящее руководство крупнейших банков России и мира.

Процесс машинного обучения предполагает, что в роботов закладываются определенные механизмы и алгоритмы, контроль за которыми осуществить на уже «обученной» модели впоследствии будет практически невозможно<sup>3</sup>. По словам председателя Национального совета финансового рынка Андрея Емелина: «чем больше информации вкладывается в робота, тем меньше уровень контроля за ним», следовательно, бесконтрольная вера «обученному» на определенных данных механизму как минимум неосторожна, что может привести к ошибочным решениям при последующем использовании скоринга. Ведь «алгоритмы машинного обучения работают как «черный ящик», и невозможность заглянуть в этот ящик, чтобы увидеть, каким образом алгоритм пришел к тому или иному результату»<sup>4</sup>.

Решение данной проблемы заключается в довольно жестком правовом регулировании данной сферы. В первую очередь речь идет об алгоритмической прозрачности систем ИИ. Это особенно важно, когда ИИ принимает решения, которые могут иметь определенные юридические последствия для граждан, поскольку в СМИ уже фигурируют множество курьезных случаев, когда лица по ошибке ИИ были привлечены к ответственности. В рамках кредитного скоринга пока о таком говорить не приходится, поскольку юридических решений он не принимает. Тем не менее, добросовестный гражданин должен быть уверен в том, что в нужный ему момент он сможет получить от российского банка необходимую ему финансовую поддержку, а значит, прозрачность работы ИИ в этой сфере также необходимо обеспечить. Некоторые эксперты отмечают, что радикального изменения законодательства для осуществления подобных решений не потребуется. Возможным же вариантом представляется дополнение закона «О персональных данных», который обяжет банки проверять работу своих ИИ-систем независимыми экспертами и предусматривать запасные планы на случаи сбоев. Инициатива по подобному правовому регулированию должны лежать именно на ЦБ РФ, который регулирует работу ИИ в кредитном скоринге.

## **2) Необходимо перечислять модели на изменившиеся условия, а также бороться с предвзятостью ИИ.**

---

<sup>3</sup> <https://rg.ru/2021/09/14/oformleniem-kreditov-v-bankah-nachal-zanimatsia-iskusstvennyj-intellekt.html>

<sup>4</sup> Там же.

В существующих банковских скоринговых системах, которые основаны на ИИ, используются «стоп-правила» или «хард-чеки». Они представляют собой критические значения определенных характеристик потенциального заемщика, выход за которые служит основанием для отказа ему в выдаче кредита автоматической скоринговой системой. Эти правила используются организациями банковского сектора уже в течение долгого времени и доказали свою эффективность, грамотно отсекая большие сегменты неблагонадежных клиентов. Тем не менее, они редко пересматриваются и потенциально это ведет к тому, что в случае непредвиденных изменений экономической конъюнктуры средние характеристики потенциальных заемщиков могут меняться, и в таком случае эти «стоп-правила» начнут отсекалть намного большее количество клиентов, снижая как их лояльность к банкам и вызывая тем самым рост недовольств, так и уровень прибыли самих банков. Так и произошло в 2020 году, когда в период пандемии на фоне резкого сокращения уровня одобрения вопрос привлечения новых клиентов стал особенно острым, потому как банки стали терять большое количество добросовестных клиентов. Таким образом, «предвзятость» банковского скоринга значительно снижает эффективность функционирования всего сектора, а значит, эта проблема нуждается в дополнительном регулировании.

В связи с этим возникла потребность в пересмотре работы скоринговых моделей, потребовались новые подходы и решения для процесса рассмотрения кредитных заявок. Некоторые кредитные организации способны разрешить эту проблему и самостоятельно, например, с помощью платформы oneFactor SmartMachine, применяемой для совместного конфиденциального машинного обучения на глобальном клиентском графе и быстрого создания максимально точных сервисов. Она позволила выявить ошибки при использовании стоп-факторов и модифицировать их. Тем не менее, не все банки способны грамотно внедрить данные системы, которые, стоит отметить, пока являются лишь экспериментальным вариантом. По данной причине на Банке России лежит ответственность и по разрешению данного вопроса тоже, поскольку именно он обладает силой принудить коммерческие организации кредитного сектора проводить регулярные проверки по качеству работы ИИ. Иными словами, речь идет о законодательных поправках в отношении использования ИИ и больших данных в кредитном скоринге, в соответствии с которыми банки будут обязаны проводить детальную проверку работы автоматических скоринговых систем в случаях как резких изменений количества одобренных клиентов в результате внешних шоков, так и периодические плановые проверки, поскольку со временем экономическая конъюнктура, а вместе с ней и любые характеристики клиентов

подвержены изменениям. Такие меры позволят регулировать «предвзятость» автоматического банковского скоринга, заключающуюся в высокоохватных стоп-правилах.

### 3) Существует проблема некорректных данных.

Для обеспечения наиболее точных результатов скоринга в кредитовании физических лиц необходимо использовать наиболее качественные, подробные и принадлежащие разным источникам данные. Однако здесь возникает ряд сложностей, для решения которых необходимо ответить на множество вопросов. Первостепенными являются:

- Какие данные необходимо учитывать;
- Где брать данные;
- Как проверить релевантность первичной информации.

Руководитель управления кредитных рисков розничного сегмента Райффайзенбанка Алексей Крамарский считает: «Чем больше информации, тем точнее можно оценить качество заемщика и принять кредитное решение»<sup>5</sup>. В настоящее время в скоринговых моделях используется более тысячи предикторов для анализа<sup>6</sup>. В некоторых же случаях автоматические скоринговые системы обрабатывают и 10.000 единиц информации только об одном клиенте, притом зачастую используя данные из самых разных источников<sup>7</sup>, которые не всегда эффективны<sup>8</sup> на 100%.

Если хотя бы несколько из них окажутся неточными, добросовестный клиент получит отказ. Например, существует несколько групп населения, которые чаще всего ИИ «дискриминирует» и отказывает по заявкам на кредит, так как либо данных о них недостаточно, либо система считает их недобросовестными. К таким группам чаще всего относятся люди со сдельной зарплатой (например, фрилансеры, таксисты) и самозанятые.

В мире существует несколько стартапов, позволяющих частично решить вышеописанную проблему, однако предлагаемые механизмы еще недостаточно опробованы, чтобы массово применяться на рынке кредитования физических лиц. Так, британские разработчики предлагают использовать данные о своевременной арендной плате как альтернативу кредитной истории, в Китае используется оценка кредитоспособности потенциального заемщика на основании «социального рейтинга»,

---

<sup>5</sup> <https://rg.ru/2021/09/14/oformleniem-kreditov-v-bankah-nachal-zanimatsia-iskusstvennyj-intellekt.html>

<sup>6</sup> Там же.

<sup>7</sup> См. Рисунок 1 Методы получения данных из внешних источников, используемые российскими банками в приложениях.

<sup>8</sup> См. Рисунок 2 Эффективность разных источников данных, с точки зрения банков в приложениях.

строящегося на базе «цифрового следа», а в Малайзии стартап GFI использует психологическую оценку заемщика для предсказания вероятности дефолта по кредиту<sup>9</sup>.

Стоит также отметить, что получение любых данных из внешних источников нередко обходится довольно дорого для банков. Усугубляет ситуацию еще и тот факт, что растет проблема согласия клиентов на обработку их персональных данных. В связи с этим в кредитном скоринге высока потребность появлении компаний-агрегаторов, владеющих качественными данными о большом круге потенциальных клиентов. Но даже их появление не решит проблему некорректных и неполных данных полностью ввиду многообразия подходов к оценке кредитоспособности заемщика, разного качество и количества данных, которые используются для обучения ИИ, а также шкалы, в соответствии с которой потенциальный заемщик получит «оценку» от кредитующего органа. Это приводит к необходимости унификации данных процессов. По словам представителя Центрального Банка: «Модернизация скорингов для кредиторов будет проходить под лозунгом унификации требований к целевой переменной, шкале и выборке данных»<sup>10</sup>. Банк России планирует разработать и установить единые требования для всех кредитных организаций к тому:

- Какое событие считать фактом неисполнения обязательств со стороны заемщика;
- Что является шкалой оценки кредитоспособности заемщика (до десятых, сотых, тысячных и тд);
- Какое число наблюдений необходимо для построения модели и обучения ИИ.

Унификация вышеперечисленных параметров позволит сблизить рейтинги кредитоспособности физических лиц, выставляемые различными банками, а также упростит контроль за работой многочисленных скоринговых моделей. Хорошим решением данной проблемы служит персональный кредитный рейтинг (ПКР), который достаточно универсален, и может использоваться страховыми компаниями для продаж страховых продуктов, а также другими финансовыми агентами. Для избегания различных трактовок данных по одному и тому же человеку и разных расчетных бюро Банк России уже разрабатывает единую методологию расчета ПКР. Таким образом, совсем скоро банки смогут в онлайн-режиме получать от БКИ все необходимые сведения о своих заемщиках для расчета показателя долговой нагрузки.

---

<sup>9</sup> <https://rg.ru/2021/09/14/oformleniem-kreditov-v-bankah-nachal-zanimatsia-iskusstvennyj-intellekt.html>

<sup>10</sup> <https://bosfera.ru/bo/v-poiskah-idealnoy-risk-modeli> Вышеуказанные причины модернизации раскрывают необходимость принятия ФЗ № 302-ФЗ «О внесении изменений в Федеральный закон “О кредитных историях” в части модернизации системы формирования кредитных историй» от 31.07.2020.

Это позволит значительно повысить качество используемых данных о клиентах, а также увеличит безопасность и конфиденциальность информации, которая теперь будет приходиться от одного надежного источника. Подобные действия Банка России (регулятора) снизят количество ошибок при кредитном скоринге, дискриминацию и др.

Более того, современный мир непрерывно меняется, и заложить все существующие тенденции в алгоритм искусственного интеллекта практически невозможно, причем отсутствие некоторых может свести работу всего алгоритма «на нет». Примером тому является тот же локдаун в период пандемии Covid-2019, во время которого модели, в основе которых большую часть занимали геолокационные переменные, просто перестали работать<sup>11</sup>, а поскольку ИИ был обучен на исторических данных, то спрогнозировать или адаптироваться к кризисному периоду скоринговые модели попросту не смогли. По этой причине регулятором должна быть разработана система регулярной актуализации больших данных в соответствии с характером данных, которая в обязательном порядке будет применяться всеми БКИ, о чем мы упоминали ранее, говоря про необходимость переобучения. Коммерческим же банкам, в свою очередь, необходимо поручить создание специального отдела по изучению применяемых систем ИИ, который бы следил за их работой, устранял ошибки, а также отвечал бы на запросы граждан и государственных органов по поводу их работы. Касательно последнего стоит также законодательно закрепить права граждан по получению разъяснений в отказе в выдаче кредита в случаях, когда это повторяется в n-ом банке, к примеру. Тогда уполномоченный банковский служащий будет обязан, к примеру, провести ручной анализ кредитного рейтинга данного клиента, а затем дать все необходимые разъяснения. В случае же ошибки ИИ решение по данному гражданину должно быть пересмотрено. Такая законодательная мера позволила бы герою нашего кейса решить его проблему.

#### **4) Существует проблема конфиденциальности и безопасности данных.**

В процессе использования моделей машинного обучения банки используют большое количество самых разнообразных данных о своих клиентах, являющихся потенциальными заемщиками, в том числе и какую то личную информацию, К такой информации могут относиться данные о посещении клиентом каких-либо мест, которые он не хотел бы выставлять на общее обозрение, данные о совершении покупок, которые так же могут быть личными, данные о друзьях из социальных сетей и другую. Банки же гарантируют

---

<sup>11</sup> <https://bosfera.ru/bo/v-poiskah-idealnoy-risk-modeli>



безопасность данных и конфиденциальность информации, а также соблюдение банком нормативных стандартов. При использовании таких моделей представители банков уверяют, что все критически важные данные хранятся в центрах обработки данных (ЦОД), что позволяет защитить к ним доступ, а также в целом оптимизировать действия, связанные с управлением ИТ-ресурсами. Критически важные данные хранятся в закрытом главном ЦОД, который можно даже изолировать от интернета. Помимо использования закрытых центров обработки данных банки могут использовать достаточно эффективные облачные инструменты, используя которые, они могут производить обработку общедоступных данных в частных облачных серверах, которые позволяют оградить используемые данные от утечки. Без проверки правильности кода доступ к серверу запрещен, даже поставщику облачных услуг. Банки также используют такие сервера, для объединения нескольких источников данных для более глубокого машинного обучения с соблюдением множества правил, касающихся защиты данных. Применение искусственного интеллекта действительно усложняет вопросы защиты персональных данных, поскольку появляется риск доступа к элементам обучающей выборки, а значит, к персональным данным, которые искусственный интеллект может «вытащить» из обучающей выборки», — объяснил зампред ЦБ. По его словам, «бенефиты для общества от использования новых технологий абсолютно понятны. Но в этом мире никогда не бывает бенефитов без рисков, и эта «ложка дегтя» может оказаться вовсе не ложкой и вовсе не дегтя».

Также по мнению В. Поздышева, нейросеть, если ей создать такую задачу, может создать миллионы лиц несуществующих людей, включая полный набор несуществующих биометрических данных. Другие же нейросети будут воспринимать их как реальных людей. Таким же образом можно создать несуществующие юрлица и транзакции.

## **5) Существует проблема точности различных типов скоринга.**

Выделяют несколько типов скоринга, которые наиболее широко используются на практике: скоринг на основании анкетирования с начислением баллов за ответы, или же психологический (с вариацией эмоционального), скоринг по взысканиям, для возмещения ущерба, поведенческий скоринг или отслеживание транзакций потенциального заемщика (где, с какой периодичностью и в каких количествах клиент любит тратить деньги, платит ли за квартиру, машину и так далее) и скоринг на мошенничество, направленный именно на фильтрацию по большому количеству баз данных на предмет негативных факторов. Эффективность приведенных выше способов трактуется не совсем однозначно, с одной стороны, банки действительно с их помощью повышают вероятность возврата займа, но с

другой стороны, как говорил Г. Греф, банки упускают крупные суммы недополученной прибыли из-за ненаблюдаемого отсева клиентов искусственным интеллектом, то есть модели зачастую оценивают ряд характеристик заемщика и в случае непрохождения по определенным параметрам кандидатура заемщика снимается с рассмотрения, хотя другие факторы, которые не были рассмотрены системой могли бы показать благонадежность клиента. В частности, сомнения в эффективности касаются эмоционального скрининга, во-первых, заполнение анкеты достаточно трудоемкий и времязатратный процесс для клиента, а во-вторых, эксперты сомневаются в однозначной интерпретаций ответов на вопросы, которые должны иллюстрировать готовность заемщика добросовестно платить проценты, так как ответы в разных условиях могут различаться, тут играет роль уже поведенческий фактор при принятии решения об ответе на тот или иной вопрос. И хотя в целом наблюдается положительный эффект от внедрения скоринговых систем на основе искусственного интеллекта, вышеприведенные факторы заставляют усомниться в эффективности некоторых способов, а потому в настоящее время внедрение данных видов скоринга не представляется возможным ввиду их низкой точности.

## **Вопрос № 2**

Технологии ИИ и больших данных в скоринговых моделях несут новые возможности и риски не только для самих банков, но и для их потребителей, а именно, их личных финансов. Начнем с положительных последствий:

1) Высокая скорость обработки значительных объемов информации позволяет принимать сложные решения по клиентам намного быстрее, чем если бы задача решалась вручную. Таким образом, сам клиент тратит значительно меньше времени на ожидание и может получить ответ уже в течение нескольких часов после выполнения запроса. Иными словами, клиенты получают практически мгновенный доступ к финансовым ресурсам.

2) Большие данные позволяют увеличивать клиентскую базу даже за счет тех д/х, у которых отсутствует кредитная история. Это достигается при помощи анализа альтернативных источников данных, таких как арендные или коммунальные платежи, к примеру.

3) Большие данные улучшают качество и скорость предоставления персональных услуг большому числу клиентов. Для этого теперь не требуется их личное присутствие и их временные затраты. Это достигается при помощи анализа их поведения в социальных сетях, геолокаций, истории покупок и др. Более того, обработка больших массивов данных о клиентах поможет также разобраться в том, каких продуктов не хватает на финансовых

рынках, и какие можно создать. В дальнейшем это позволит улучшить качество финансовых товаров и услуг, удовлетворенность клиентов, а также повысит прибыль компаний, функционирующих в данной среде.

Теперь приведем возможные риски для личных финансов, которые возникают при внедрении ИИ-систем и больших данных в кредитный скоринг:

1) Возникновение методологических рисков, в том числе связанных с качеством данных. Достаточно трудно определить, какие именно данные следует использовать, а также инструменты для анализа, агрегации и интерпретации последних. Большое количество источников данных ведет к тому, что становится сложно определять, какие данные точные, а какие нет. Также может присутствовать риск моделей, который заключается в том, что используются ошибочные данные или допущения, модели используются не по начальному назначению, да и в целом работу ИИ изнутри отследить невозможно. Все это может привести к большому количеству ошибок, которые отразятся на клиентах банка, на доступности кредитных услуг для них и их доверию к банковскому сектору.

2) Конфиденциальность персональных данных. Использование большого количества данных из бесчисленного числа источников влечет за собой большой риск их потери или распространения различным лицам и организациям, которые могут использовать подобную информацию для личных целей в ущерб интересам клиентов банков. В последнее время данная проблема растёт стремительными темпами, особенно учитывая резкое увеличение числа различных мошенников.

3) Вероятность возникновения неценовой и ценовой дискриминации разных типов. ИИ имеет возможность оценивать готовность каждого конкретного клиента платить за услугу определенную стоимость, а это значит, что одна и та же услуга может стоить по-разному для конкретного клиента в зависимости от его платежеспособности или других обстоятельств. Также ИИ не всегда верно оценивает различные особенности поведения людей или групп потребителей, и в результате некачественная модель может выдавать результат, свидетельствующий о более низком уровне кредитоспособности заемщика по сравнению с его реальной кредитоспособностью.

## Заключение

Использование искусственного интеллекта в кредитовании – это новая реальность, которая стремительно набирает обороты во всем мире и выгоды, которые она приносит,

распространяются не только на коммерческие банки и регулятор, но и на частных пользователей банковских услуг. Однако, как и любая новая технология, использование которой еще не до конца прошло проверку временем, кредитный скоринг генерирует ряд издержек, недостаточная компенсация которых может привести к фатальным последствиям. Поэтому необходимо регулирование со стороны Центрального Банка Российской Федерации, благодаря которому можно совместить преимущества работы ИИ в кредитовании со снижением издержек его функционирования.

Благодаря контролю со стороны регулятора в перспективе можно достичь унификации источников получения больших данных, методологии формирования и присваивания кредитного рейтинга, что сблизит результаты работы различных моделей машинного обучения, применяющихся в коммерческих банках. Существуют различные способы достижения такого результата, начиная от законодательной инициативы и заканчивая деятельностью специально сформированных саморегулируемых организаций.

Физические лица смогут получать информацию о своем кредитном рейтинге в режиме онлайн и корректировать его своим последующим потреблением (в первую очередь речь о банковских продуктах). В то же время конфиденциальность личных данных пользователей снизится, так как для более точных прогнозов ИИ будет требоваться все больше и больше персональных данных.

Таким образом, использование ИИ в кредитном скоринге – это не только неизбежный процесс, который уже реализуется крупнейшими банками мира и нашей страны, но и довольно сложный, со своими внутренними особенностями, положительными экстерналиями и рисками. Его регулирование со стороны Центрального Банка позволит избежать возможных негативных последствий и приумножить потенциальные выгоды.

## Источники

1. Авдеев М. «Финтех и эволюция кредитного скоринга», «Банковское обозрение» 27.01.2021.
2. Алексеевских А. «Оформлением кредитов в банках начал заниматься искусственный интеллект.» Российская газета, 14.09.2021.
3. Бекренев С. «Нечеловеческий фактор. Что банкиры доверяют искусственному интеллекту, а что оставят живым умам?». Банковское обозрение, 13.06.2019.
4. Калганов И. «Искусственный интеллект в банках: что это дает клиенту и почему его не нужно бояться». Финансовый портал Banki.ru, 06.04.2021.
5. Карамазова Т., Подрез Т. «Сбербанк рассекретил свой метод оценки клиентов». Информационно-аналитический ресурс Октагон. Медиа 21.09.2020.
6. Круглов А. «Российских заёмщиков начнут оценивать по эмоциям и психологическим тестам»/ Интернет-журнал Секрет фирмы, 26.05.2020.
7. Мельникова Ю. «Кто обуздает искусственный интеллект». Онлайн-газета ComNews.ru, 31.08.2020.
8. Покатаева Е. «В поисках идеальной риск-модели: Торжество финтеха: как совместными усилиями участников финансового рынка и регулятора развиваются методы оценки рисков клиентов». Банковское обозрение, 12.10.2020.
9. Шерункова О. «Заёмщиков оценят эмоционально. Банки тестируют новые методы скоринга». Коммерсантъ, 26.05.2020 г.
10. «Внедрение искусственного интеллекта в банки. Как ИИ помогает сотрудникам?» Материалы онлайн-митапа «Банки будущего. Внедрение AI» из серии проекта Газпромбанка GPB.Talks от 26.06.2021.
11. «Искусственный интеллект в работе банка: во благо или во вред?», Banki.ru 24.05.2021.
12. «Искусственный интеллект в банковском секторе». РА Эксперт. Ноябрь 2018.
13. «Использование больших данных в финансовом секторе и риски финансовой стабильности.» Доклад для общественных консультаций ЦБ. Москва 2021.
14. «Как искусственный интеллект работает в банках». Frank RG от 15.09.2020
15. «Как искусственный интеллект снижает риски “невозврата” в потребительском микрокредитовании и делает его более надежным для инвестиций» Banki.ru от 20.05.2021.
16. «На искусственный интеллект ищут управу. Его предлагают исключить из ряда сфер деятельности». Ведомости 12.04.2021.

17. «Российские банки снизят предвзятость искусственного интеллекта при одобрении кредитов». С-News, 23.08.2021.
18. «AI-bank of the future: Can banks meet the AI challenge? » McKinsey&Company, September 19, 2020.

## Приложения



*Рисунок 1. Методы получения данных из внешних источников, используемые российскими банками*



*Рисунок 2. Эффективность разных источников данных, с точки зрения банков*