

Федеральное государственное образовательное бюджетное учреждение  
высшего образования  
«Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации»

*На правах рукописи*

Гончарова Ольга Александровна

**ФОРМИРОВАНИЕ ИНДИВИДУАЛЬНЫХ  
КРЕДИТНЫХ РЕЙТИНГОВ  
В РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
В УСЛОВИЯХ ЦИФРОВИЗАЦИИ**

5.2.4. Финансы

**ДИССЕРТАЦИЯ**  
на соискание учёной степени  
кандидата экономических наук

Научный руководитель

Луняков Олег Владимирович,  
доктор экономических наук, доцент

Москва – 2023

## Оглавление

Введение.....	4
Глава 1 Теоретические и методологические основы формирования индивидуальных кредитных рейтингов .....	13
1.1 Понятие и содержание индивидуального кредитного рейтинга в экономике с асимметрией информации.....	13
1.2 Обобщение научных методов формирования индивидуальных кредитных рейтингов .....	30
1.3 Традиционные и альтернативные данные для формирования индивидуальных кредитных рейтингов в условиях цифровизации .....	40
Глава 2 Анализ деятельности участников процесса формирования индивидуальных кредитных рейтингов в условиях цифровизации .....	53
2.1 Анализ зарубежного опыта в формировании индивидуальных кредитных рейтингов .....	53
2.2 Институциональные и организационные особенности формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации в условиях цифровизации.....	78
2.3 Анализ деятельности участников процесса формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации .....	91
Глава 3 Направления по развитию механизма формирования индивидуальных кредитных рейтингов в условиях цифровизации .....	110
3.1 Оценка воздействия развития бюро кредитных историй на уровень кредитных рисков по операциям с физическими лицами.....	110
3.2 Научно-методический подход по применению методов научного познания и отбору данных при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в условиях цифровизации .....	123
3.3 Содержание концепции «обогащения» кредитной истории альтернативными релевантными данными о заемщиках и организационно-управленческие мероприятия по ее реализации.....	141
Заключение .....	155

Список литературы.....	162
Приложение А Понятия кредитного рейтинга и кредитного скоринга в научной и нормативной правовой литературе .....	181
Приложение Б Статистические данные о распределении кредитных рейтингов в разрезе субъектов Российской Федерации .....	183
Приложение В Результаты определения индекса развития БКИ ( <i>CBDI</i> ) на основе использования метода главных компонент .....	186
Приложение Г Результаты оценки взаимосвязей между показателями $I_{NPL}$ , $I_{LLP}$ и <i>CBDI</i> на основе использования методов регрессионного анализа.....	188
Приложение Д Распределение ставок процента по категориям кредитного рейтинга в компании «LendingClub» .....	190
Приложение Е Расшифровка характеристик заемщиков и займов, отобранные для проведения классификации.....	191
Приложение Ж Результаты построения логистической регрессии .....	193
Приложение И Виды используемых переменных (факторов) в моделях расчета индивидуального кредитного рейтинга гражданина в АО «НБКИ».....	199
Приложение К Фрагмент Единого справочника видов целей запроса.....	200

## Введение

**Актуальность темы исследования.** Системный и последовательный переход к цифровому виду традиционных форм отношений между макроэкономическими агентами, в частности, кредиторами и заемщиками, проявляющийся в использовании новых, цифровых способов коммуникаций, современных способов и каналов накопления персональных данных, их изучении, анализе и формировании на этой основе уникальных кредитных предложений, с одной стороны, позволяет повысить качество решений в управлении кредитными рисками в условиях наличия асимметрии информации на кредитных рынках.

Кроме этого, возможное дополнение традиционных источников кредитной информации дополнительными данными, связанными с экономической жизнедеятельностью граждан, способно расширить круг потенциальных клиентов (заемщиков) для кредиторов и займодавцев за счет граждан без кредитной истории или имеющих «короткую» кредитную историю. Как предполагается, дополнение или, другими словами, «обогащение» традиционной информации альтернативными данными (*data enrichment*) может повысить качество формируемых оценок в отношении кредитоспособности как текущих заемщиков, так и увеличить шансы в предоставлении кредита на приемлемых условиях для потенциальных, новых заемщиков, находящихся пока в «серой» зоне.

Вместе с тем, процессы цифровизации имманентно не гарантируют высокую эффективность экономических процессов, связанных с предоставлением кредита или займа, а также правомерного и целевого использования релевантной некредитной информации о гражданах. Наряду с этим, в условиях пока еще отсутствующих, установленных единых «правил» для кредиторов, займодавцев по работе с дополнительной, нетрадиционной информацией проблема несоответствия индивидуальных кредитных

рейтингов реальному положению в кредитоспособности заемщиков может только усилиться.

В этой связи перед Центральным банком Российской Федерации (далее – Банком России) возникает нетривиальная задача по сохранению и реализации технологического импульса в развитии кредитного рынка, соблюдая и обеспечивая при этом защиту интересов сторон кредитных отношений, – заемщиков и кредиторов. Комплексный характер обозначенной проблемы формирует предпосылки для проведения системных научных исследований.

**Степень разработанности темы исследования.** Решение научной проблемы несоответствия и несопоставимости в присваиваемых индивидуальных кредитных рейтингов физическим лицам в условиях цифровизации экономики и асимметрии информации на кредитном рынке может быть найдено по результатам обширных, системных исследований в данной области и проведения дискуссий. Отметим, что в настоящий момент времени обозначенная проблема не нашла своего окончательного решения.

В то же самое время, отдельные вопросы по данной проблематике уже нашли отражение в работах отечественных и зарубежных ученых. В частности, среди последних научных исследований, посвященным теоретико-методологическим основам кредита, кредитного рынка, инфраструктуры, а также их развития с учетом процессов современной цифровизации, можно выделить работы М.А. Абрамовой, Л.С. Александровой, О.Н. Афанасьевой, Н.И. Валенцевой, С.Е. Дубовой, А.Б. Копейкина, О.И. Лаврушина, И.В. Ларионовой, Е.И. Мешковой, Т.Н. Наумовой, Б.А. Турсунова, В.Б. Пахоль, Е.П. Шаталовой; практические аспекты анализа и оценки кредитоспособности заемщиков, построения скоринговых моделей исследовались в трудах А.М. Карминского, О.В. Китовой, О.А. Коваленко, И.Б. Колмакова, Н.С. Лукашевича, И.А. Пенькова.

Среди зарубежных ученых по вышеуказанным направлениям исследований можно отметить работы Дж. Акерлофа [G. Akerlof],

Р. Андерсена [R. Anderson], Дж. Ванга [J. Wang], М. Гарсиа [M. Garcia], Д. Даймонда [D.W. Diamond], Х. Зан [H. Zan], Дж. Крука [J. Crook], Р. Мелихера [Melicher R.], Е. Нортон [E. Norton], Дж. Стиглица [J. Stiglitz], Сюй К.-Дж. [C.-J. Hsu], Л. Томаса [L. Thomas], Дж. Фридмена [J. Friedman], Г. Чена [H. Chen], Д. Энгельманна [B. Engelmann] и других.

В последнее время вопросы развития системы управления данными и обмена информацией между участниками кредитных отношений все чаще становятся объектом анализа специализированных финансовых институтов, надзорных и регулирующих органов, среди которых можно выделить: Банк международных расчетов, Всемирный банк, Банк России и другие.

Анализ степени разработанности научной проблемы несоответствия и несопоставимости в присваиваемых индивидуальных кредитных рейтингов физическим лицам в условиях цифровизации экономики и асимметрии информации на кредитном рынке свидетельствует о наличии объективной необходимости в проведении системных исследований для ее решения, что выражается в систематизации полученных результатов отечественными и зарубежными учеными, выделении положительного опыта и успешных практик для обобщения и разработки направлений по развитию механизма формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации в условиях цифровизации.

**Целью** исследования является развитие теоретических и методических основ формирования индивидуальных кредитных рейтингов в интересах снижения негативных эффектов асимметрии информации в условиях цифровизации.

Для достижения сформулированной цели необходимо решение следующих **задач**:

– оценить развитие трактовок содержания процесса кредитного скоринга, являющегося основным методом оценки индивидуального кредитного рейтинга физических лиц, на основе различных периодов, включая период цифровизации;

- проанализировать и обобщить зарубежный опыт в формировании индивидуальных кредитных рейтингов;
- формализовать институциональную структуру и выявить связанные с ней проблемы при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации;
- описать и раскрыть место бюро кредитных историй в российской банковской сфере деятельности в условиях цифровизации;
- разработать научно-обоснованные предложения по использованию методов научного познания и по отбору данных для формирования индивидуальных кредитных рейтингов;
- формализовать концепцию формирования индивидуальных кредитных рейтингов в интересах снижения негативных эффектов асимметрии информации с учетом новых возможностей и угроз, связанных с цифровизацией.

**Объектом исследования** является система экономических отношений, возникающих в процессе движения ссуженной стоимости на кредитном рынке.

**Предметом исследования** является процесс формирования индивидуальных кредитных рейтингов.

**Область исследования.** Исследование соответствует п. 3. «Кредит и его роль в экономической системе» Паспорта научной специальности 5.2.4. Финансы (экономические науки).

**Методология и методы исследования.** Методологической основой проведенного исследования на теоретическом уровне послужили общенаучные методы познания: компаративные методы, метод аналогий, индукции и дедукции, логические методы, табличные и графические методы; на эмпирическом уровне: методы регрессионного анализа, прикладной статистики, экономико-математического моделирования с использованием эконометрических программ «IBM SPSS Statistics. Version 22», «R-пакет».

**Теоретическая база исследования.** Теоретическую базу исследования составили фундаментальные положения экономической науки, результаты

последних научных исследований зарубежных и отечественных ученых, посвященные вопросам асимметрии информации на кредитном рынке, развития инфраструктуры кредитного рынка в условиях цифровизации экономики, методологии формирования индивидуальных кредитных рейтингов, а также материалы научных, научно-практических конференций, научные доклады специализированных международных финансовых институтов, Банка России.

**Информационная база исследования** включала информационно-аналитические и статистические базы данных Банка международных расчетов, Всемирного банка, финтех-компании LendingClub, Банка России, Федеральной службы государственной статистики, аналитические доклады и статистику осуществляющих деятельность в Российской Федерации бюро кредитных историй. Для проведения эмпирических исследований использовались данные из публичных, открытых источников.

**Научная новизна исследования** состоит в развитии теоретических и методических основ формирования индивидуальных кредитных рейтингов в целях снижения негативных эффектов асимметрии информации, а также в развитии моделей цифровизации в сфере отношений участников кредитного процесса и оценки кредитного риска на основе альтернативных данных о заемщиках.

#### **Положения, выносимые на защиту:**

1) На основе анализа определений, приведенных в научных и нормативных правовых актах предложена авторская трактовка индивидуального кредитного рейтинга и индивидуального кредитного скоринга (С. 24-25). В целях регулирования состава релевантной информации о заемщиках в условиях цифровизации сформулировано и обосновано введение в нормативную правовую базу о кредитных историях понятия «обезличенной кредитной истории» (С. 150).

2) Институциональная схема взаимоотношений участников при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в Российской



Федерации в условиях цифровизации. Отличительной особенностью предложенной схемы является отображение взаимоотношений между экономическими агентами в части формирования индивидуальных кредитных рейтингов, что позволило формализовать проблему смещенности в скоринговых оценках и кредитных рейтингах в условиях асимметрии информации на кредитном рынке (С. 78-82).

3) На основе статистического анализа макропруденциальных индикаторов кредитного риска по операциям с физическими лицами (проблемных кредитов, резервов на возможные потери по ссудам) на уровне банковского сектора, с одной стороны, и показателей развития бюро кредитных историй, аккумулируемых в Банке России, с другой, выявлена тенденция повышения качества оценки в кредитоспособности физических лиц по мере расширения объемов деятельности бюро кредитных историй (С. 116-117). Среди всех показателей развития услуг бюро кредитных историй показатель количества подписанных соглашений между бюро кредитных историй и поставщиками кредитной истории имеет наиболее ярко выраженную обратную взаимосвязь с макропруденциальными индикаторами кредитного риска (С. 117).

4) На основе анализа комплекса частных показателей, характеризующих развитие услуг бюро кредитных историй в Российской Федерации разработан (синтетический) индекс развития бюро кредитных историй (*CBDI*), который позволил оценить и подтвердить наличие существенной обратной взаимосвязи между динамикой деятельности бюро кредитных историй и темпом изменения проблемных кредитов. Обосновано использование данного индекса на макроуровне с целью обнаружения и установления экономических взаимосвязей в деятельности участников кредитного рынка, оценки эффектов от регуляторных решений, затрагивающих деятельность бюро кредитных историй и кредитных организаций (С. 118-120).

5) Разработан научно-методический подход, позволяющий обосновывать предложения в части применения соответствующих научных методов (С. 124-128) и различного типа информации о заемщиках (*традиционной,*

*альтернативной*) при формировании индивидуальных кредитных рейтингов (С. 132-137). В отличие от других приемов, предложенный научный подход позволяет добиться более высокого уровня в качестве классификации заемщиков по группам, отличающихся уровнем обслуживания ссудной задолженности.

б) Предложена концепция «обогащения» кредитных историй альтернативными релевантными данными в условиях цифровизации экономических процессов, основанная на системе экономических взглядов относительно функционирования кредитного рынка в условиях асимметрии информации, которая неравномерно распределена между участниками кредитных отношений. Предложенная концепция лежит в основе решения задачи по снижению негативных эффектов асимметрии информации при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации с учетом новых возможностей и угроз, связанных с цифровизацией (С. 142-148).

**Теоретическая значимость работы** заключается в том, что проведенное исследование раскрывает развитие трактовок кредитного рейтинга и кредитного скоринга, используя при этом методы научного познания, а также описывает и раскрывает место бюро кредитных историй в процессе формирования индивидуальных кредитных рейтингов в экономике с асимметрией информацией на кредитном рынке с учетом новых возможностей и угроз, связанных с цифровизацией. Материалы диссертации дополняют имеющиеся научные наработки в данной области и служат основой для внесения обоснованных предложений для Банка России и иных надзорных органов, объектами влияния которых прямо или косвенно является система институтов, участвующих в формировании индивидуальных кредитных рейтингов.

**Практическая значимость работы** состоит в разработке научно обоснованной концепции «обогащения» кредитной истории альтернативными релевантными данными о заемщиках в целях снижения негативных эффектов асимметрии информации на кредитном рынке в условиях цифровизации, а также в описании практических, организационно-управленческих мероприятий по ее реализации. Кроме этого, предложенный научно-методический подход по

использованию методов научного познания и различного типа информации о заемщиках (*на традиционной; на альтернативной*) при формировании индивидуальных кредитных рейтингов имеет высокий потенциал внедрения в деятельность кредитных организаций, а сама концепция в части совершенствования политики по управлению данными и обмена информацией между участниками кредитного рынка – в деятельность Банка России.

**Степень достоверности, апробация и внедрение полученных результатов.** Достоверность полученных результатов подтверждается их соответствием известным экономическим закономерностям, общим научным работам отечественных и зарубежных ученых, исследующим вопросы сущности кредита, организации кредитного процесса, оценки уровня кредитного риска, классификации заемщиков по категориям риска. Все проведенные расчеты базировались на актуальных и репрезентативных статистических данных, размещенных на сайте Банка России, Банка международных расчетов, Всемирного банка, организаций, предоставляющих займы посредством онлайн-платформ. Разработанные предложения по применению методов научного познания и отбору данных при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в условиях цифровизации учитывают особенности действующих нормативных и правовых актов, действующих в Российской Федерации, подтверждаются апробацией выдвинутых в работе положений.

Результаты исследования и ключевые положения диссертационной работы были апробированы: на Круглом столе «Современная теория денег» (Москва, Финансовый университет, 13 декабря 2019); II Международной научно-практической конференции «Трансформация финансовых рынков и финансовых систем в условиях цифровой экономики» (Москва, Финансовый университет, 15 октября 2020); Всероссийской научно-практической конференции «Современные тенденции развития денежного и платежного оборота в условиях цифровизации экономики» (Москва, Финансовый университет, 18 декабря 2020); III Международной научно-практической конференции «Трансформация

финансовых рынков и финансовых систем в условиях цифровой экономики» (Москва, Финансовый университет, 14-15 октября 2021).

Теоретические и практические выводы относительно «обогащения» традиционной информации альтернативными источниками, а также разработанный научно-методический подход по оценке влияния альтернативной информации на качество классификации заемщиков используется в практической деятельности Банка России. Авторские предложения способствует повышению устойчивости финансового рынка, развитию его кредитной инфраструктуры.

Предложенный научно-обоснованный подход по отбору научных методов и видов релевантной информации о заемщиках, внедрен и используется в деятельности АО «Тинькофф Банк». Использование научно-методического подхода на практике обеспечивает повышение качества при классификации заемщиков-физических лиц по категориальным группам кредитного рейтинга.

Материалы диссертации используются Департаментом банковского дела и монетарного регулирования Финансового факультета Финансового университета в преподавании учебной дисциплины «Современная структура финансовой экономики».

Апробация и внедрение результатов исследования подтверждены соответствующими документами.

**Публикации.** Основные положения и результаты диссертации отражены в 5 статьях общим объемом 2,72 п.л. (весь объем авторский) в рецензируемых научных изданиях, определенных ВАК при Минобрнауки России.

**Структура и объем диссертационной работы** обусловлены содержанием темы, целью, задачами и логикой исследования. Диссертация состоит из введения, трех глав, заключения, списка литературы, состоящего из 143 наименований, и девяти приложений. Текст диссертации изложен на 200 страницах, содержит 29 таблиц и 27 рисунков.

## Глава 1

### Теоретические и методологические основы формирования индивидуальных кредитных рейтингов

#### 1.1 Понятия и содержание индивидуального кредитного рейтинга в экономике с асимметрией информации

В условиях активной цифровизации операций, связанных с оказанием услуг и выполнением работ для широкого круга потребителей, в экономической системе возрастает количество организаций, накапливающих разнородную информацию о совершенных сделках. В данном контексте собираемая информация, как предполагается, может повысить качество принимаемых решений о предоставлении кредитов и займов, в частности, в процессе обработки и анализа кредитных заявок, оценки кредитных рисков и, в целом, – кредитоспособности потенциальных заемщиков.

По сути, персональные данные о потребителях в настоящее время становятся элементом общей централизации информации в экономической системе государства. А ввиду того, что кредитные организации являются объектами пруденциального надзора, то любые изменения на государственном уровне к виду накапливаемой информации бюро кредитных историй (далее – БКИ), либо государственными кредитными реестрами, можно рассматривать как инструмент пруденциального воздействия. Однако вместе с расширением возможностей кредитных организаций использовать разнородную информацию о текущих клиентах и потенциальных заемщиках-физических лицах вновь актуализируются вопросы конфиденциальности и защиты персональных данных, соразмерности их использования в процессе предоставления кредита, займов.

Кроме этого, индивидуальные кредитные рейтинги, присваиваемые субъектам кредитных историй – физическим лицам в ряде стран имеют более

широкое применение, нежели чем только при решении вопросов, связанных с предоставлением кредита или займа. Кредитные рейтинги используются в процессе трудоустройства, аренды имущества и т.п. При этом нередко при обработке персональных данных возникают ошибки, которые могут привести к ограничению доступа физических лиц не только к кредитным услугам, но и к услугам некредитного характера. Поэтому в условиях цифровизации экономических систем обозначенные выше вопросы должны быть решены на государственном уровне при участии общественности и проведении системных научных исследований.

Развитие научных исследований по вопросам формирования кредитных рейтингов связываем также и с необходимостью уточнения категориального аппарата. Как предполагается, это даст возможность снять существующие разночтения в отечественной и зарубежной литературе, посвященной проблемам асимметрии информации на кредитном рынке и развитию институтов финансового посредничества. Кроме этого, в рамках настоящего исследования это необходимо для однозначного осмысления авторских предложений и разработок.

Анализ научного тезауруса по теме исследования базируется на последних системных исследованиях отечественных [7; 8; 11-13; 15-19; 23-24] и зарубежных ученых [14; 19-24; 67; 70; 80; 98], которые внесли существенный вклад в развитие теории кредита, рассмотрели особенности кредитного рынка, его инфраструктуры, использовали различные научные методы для оценки кредитоспособности. Эти научные наработки используются в рамках рассмотрения теоретико-методологических основ формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации.

В научной литературе понятие «кредитный рейтинг» трактуется по-разному и часто ассоциируется с понятием «кредитный скоринг». В ряде научных работ кредитный рейтинг связывают только с субъектами экономических отношений, которые занимаются предпринимательской деятельностью и формируют соответствующую отчетность. Понятие кредитного скоринга в таких работах

применяется к более широкому кругу участников экономических отношений, включая физических лиц. Поэтому в силу наличия различных подходов к толкованию указанных терминов, субъектов экономических отношений, к которым применяются понятия кредитного рейтинга и кредитного скоринга, проведем обзор и сопоставление указанных терминов, обоснуем и выделим подход, в соответствии с которым будем применять понятие кредитного рейтинга на протяжении всего исследования. Толкования понятий кредитного рейтинга и кредитного скоринга наиболее часто встречающиеся в научной литературе обобщены в приложении А.

На протяжении длительного времени принимаемые решения, связанные с предоставлением кредита или займа, принимались на основе наработанного и часто личного опыта кредитора или займодавца. Со временем это нашло выражение в выработке правил принятия решений, которые в настоящее время можно отнести к эвристическим «экспертным моделям» [70]. Среди первых организаций, которые стали присваивать кредитные рейтинги можно выделить компанию «Dun&Bradstreet» (основана в 1841 г.), которая на рубеже 1850-1900 гг. начала специализироваться на сборе, каталогизации и анализе информации о субъектах бизнеса, составлении их кредитных рейтингов. В 1909 г. компания «Moody's Investor Services» («Moody's») начала присваивать кредитные рейтинги по обращаемым долговым ценным бумагам.

Относительно кредита, предоставляемого физическим лицам, то практика рассмотрения кредитных заявок на основе личных собеседований (*judgmental decisions*) или правил (*rules*) продолжала оставаться нормой вплоть до 1940-х годов, когда были предприняты попытки использовать статистические методы оценки кредитоспособности. И лишь в 1960-е годы статистические методы с успехом начали применяться в банковской практике. В 1941 году Дэвид Дюран, исследователь из Национального бюро экономических исследований (NBER) США, применил эмпирическую скоринговую модель для принятия решения о предоставлении кредита. Без учета кредитной истории в качестве оцениваемых характеристик заемщика

использовался узкий круг показателей: возраст, пол, период времени проживания в стране, трудовой стаж у работодателя, род занятий, наличие банковского счета, недвижимости и / или страхования жизни. Подчеркнем, что кредитные рейтинги, присваиваемые специализированными агентствами, появились задолго до применения кредитного скоринга. В последующем, когда появились возможности использовать эконометрические методы, кредитный скоринг в рамках определения кредитного рейтинга позволил количественно выражать оценку кредитоспособности заемщиков, используя персональные данные заемщика и применяя методы математической статистики для их обработки.

До последнего времени в российской банковской терминологии было принято проводить разграничение понятий кредитного рейтинга и кредитного скоринга. В частности, в ряде работ под кредитным скорингом понимается специализированное направление кредитного рейтингования, применяемое для оценки финансового состояния физического лица в целях потребительского кредитования или автокредитования. Вместе с тем, как отмечается некоторыми авторами [11], подобное разграничение понятий в российской практике было обусловлено, прежде всего, особенностями перевода экономических терминов. Несмотря на то, что в отечественной банковской практике разграничение понятий «рейтинг» и «скоринг» сохраняется до настоящего времени данные понятия, по мнению О.И. Лаврушина, О.С. Афанасьевой, используются в одном и том же контексте, а в американской практике они просто неразделимы. Потому ученые предложили применять термины «скоринг (рейтинг)» и «скоринговая (рейтинговая) оценка» как одноранговые, то есть имеющие практически идентичную природу и экономический смысл. По мнению ученых это позволяет унифицировать терминологию без существенных потерь в смысловой составляющей. Такой унифицированный подход сопоставим с международной терминологией.



Под терминами «скоринг/рейтинг» и «скоринговая/рейтинговая оценка» указанными учеными предложено понимать «систему рейтингования финансового состояния заемщиков / контрагентов кредитной организации» [12, с.105-106]. Соответственно, сама технология кредитного скоринга позволяет идентифицировать, анализировать и оценивать индивидуальные кредитные риски заемщика на основе обработки данных его персональных характеристик [30-31].

В коллективной научной монографии «Риск-менеджмент в коммерческом банке» под редакцией И.В. Ларионовой под рейтингом понимается распределение объектов или субъектов по выделенным признакам. Речь идет о распределении или классификации объектов и субъектов финансового рынка по группам с присвоением определенных букв или цифр, указывающих на его способность выполнять финансовые обязательства. Соответственно, кредитный рейтинг трактуется как комплексная оценка кредитоспособности заемщика, выражаемая через специальный сводный индекс / индикатор [12].

Примечание – Под *кредитоспособностью* понимаем определенное качественное состояние получателя кредита, характеризующее его экономическое и правовое состояние, возможность и способность рационально использовать кредит, обеспечивая на этой основе возврат кредитору ссужаемой стоимости и уплату ссудного процента [11, с.45].

В свою очередь, сводный индикатор, определяющий кредитный рейтинг, представляет собой, как правило, сумму балльной или иной оценки показателей, взвешенной на коэффициенты, отражающие значимость выбранных характеристик кредитоспособности. Причем как отмечается авторами, расчет индекса может осуществлять либо сам банк, либо внешняя организация, например, кредитное рейтинговое агентство (*credit rating agencies* – CRA). В методическом плане значения индекса разбиваются на ряд интервалов, то есть составляется количественная шкала, на основании которой заемщику присваивается класс кредитоспособности или определенная группа в рейтинге в форме сочетания букв или цифр, характеризующих уровень кредитоспособности.

В таблице 1.1 приведено обобщение выставления кредитных рейтингов для эмитентов-заемщиков в соответствии с методикой *Standard&Poor's* (далее – *S&P*).

Таблица 1.1 – Глобальный кредитный рейтинг *S&P*

Класс рейтинга	Рейтинг	Интервал балльной оценки	Описание заемщиков по рейтинговым группам
Инвестиционный рейтинг	AAA	1 – 1.7	Очень сильная способность выполнять финансовые обязательства. Наивысший рейтинг
	AA	1.8 – 2.2	Сильный потенциал для выполнения финансовых обязательств
	A	2.3 - 2.7	Сильный потенциал для выполнения финансовых обязательств, но в некоторой степени детерминирован экономическими условиями и изменениями в обстоятельствах во внешней среде
	BBB	2.8 – 3.2	Достаточная способность для выполнения финансовых обязательств, но в большей степени подвержены неблагоприятным экономическим условиям
Спекулятивный рейтинг	BB	3.3 - 3.7	Менее уязвим в ближайшей перспективе, но сталкиваются с серьезной неопределенностью в отношении неблагоприятных деловых, финансовых и экономических условий
	B	3.8 - 4.2	Более уязвим для неблагоприятных деловых, финансовых и экономических условий, но в настоящее время способен выполнять финансовые обязательства
	CCC	4.3 - 4.7	В настоящее время уязвим и зависит от благоприятных деловых, финансовых и экономических условий для выполнения финансовых обязательств
	CC	4.8 - 5.2	Очень уязвим; дефолт еще не наступил, но ожидается, что это вполне возможно
	C	5.3 – 5.7	В настоящее время очень уязвим для неплатежей, и ожидается, что окончательное восстановление будет ниже, чем у обязательств с более высоким рейтингом
	D	5.3 – 6	Невыполнение платежа по финансовому обязательству или нарушение вмененного обещания; также используется, когда подано заявление о банкротстве или приняты аналогичные меры
Примечание – Столбец «Интервал балльной оценки» представляет собой вариацию значений сводного индикатора, рассчитанного на основе оценки количественных и качественных факторов / характеристик заемщика. В качестве примера приведена 6-балльная шкала от «1» (самый сильный) до «6» (самый слабый) оценки факторов при выставлении суверенных кредитных рейтингов международным кредитным рейтинговым агентством «S&P». Факторы отражают готовность (желание) и способность заемщика обслуживать свои финансовые обязательства перед кредиторами.			

Источник: составлено автором на основе информации, представленной в Руководстве по основам кредитного рейтинга «S&P Global Ratings» [115].

Следует отметить, что международные кредитные рейтинговые агентства под кредитным рейтингом понимают, прежде всего, обоснованное мнение о вероятности эмитента-заемщика в полном объеме и своевременно выполнять свои финансовые обязательства [106]. И это лишь мотивированное суждение, которое напрямую не дает точной оценки вероятности дефолта заемщика (*risk of default*).

Важный аспект для понимания соотношений понятий кредитного рейтинга и кредитного скоринга раскрывается в той же коллективной монографии под редакцией И.В. Ларионовой. В ней авторы описали методику расчета сводного индекса, которая в свою очередь может иметь характер как формализованной, экспертной, так и смешанной процедуры. И кредитный скоринг в этой комплексной оценке кредитоспособности является лишь одним из нескольких формализованных способов, используемых для определения специального сводного индекса [13, с. 153].

Анализ зарубежной научной литературы позволяет также выделить полемику в отношении понятий кредитного рейтинга и кредитного скоринга. В частности, в работе «Handbook of Research on Big Data Clustering and Machine Learning» [87, с. 27] кредитный рейтинг соотносится с оценочным суждением о кредитоспособности независимого юридического лица. Кредитный рейтинг присваивается специализированными кредитными рейтинговыми агентствами / группами по кредитному риску (например, *Moody's, Standard&Poor's, Fitch*). Объектами для оценки и присвоения кредитного рейтинга могут выступать: государство, финансовая организация, компания или выпущенный финансовый актив. Другими словами, рейтингование – это деятельность по оценке и классификации статуса риска и платежеспособности организаций-заемщиков на рынке капитала. При этом инструменты рынка капитала представляют задолженность, первоначальную сумму кредита, проценты и аналогичные обязательства в контексте определенных критериев по кредиту, оцениваемые рейтинговыми агентствами. Рейтинговая деятельность проводится путем изучения, оценки и классификации способности организаций или стран

исполнять свои финансовые обязательства с учетом своей ликвидности, прибыльности и финансовой структуры, а также с учетом отраслевых, экономических, финансовых, политических и социальных факторов.

В академическом международном издании по финансам, инвестициям и финансовому менеджменту под авторством Р.В. Мелихера и Э.А. Нортон кредитный рейтинг (*crediting rating*) рассматривается как ожидаемая вероятность того, что заемщик пропустит выплаты по процентам или основной сумме и, возможно, не исполнит свои обязательства по долговым обязательствам в форме займа, ипотеки или эмитированным и обращающимся облигациям. Кредитные рейтинги составляются частными организациями для частных лиц, финансовых учреждений, компаний и государственных учреждений [96, с. 190].

Подытожив, можно отметить, что кредитный рейтинг для физического лица обычно формируется с использованием оценочных методик (*credit crore* – кредитного скоринга), которые позволяют количественно выражать в виде сводного индикатора (балла / *score*) кредитоспособность физического лица или вероятность того, что долг будет погашен в соответствии с первоначально согласованным условиями кредитного договора. При этом заметим, что кредитоспособность является комплексным понятием, интегрально отражающим платежеспособность отдельного заемщика, его индивидуальные характеристики, обеспечение по кредиту и/или безопасность для кредитора. Некоторые заемщики потенциально могут быть платёжеспособными, но при этом недостаточно надежными, так как на практике может оказаться, что они не будут оплачивать свои долги в полном объеме.

В свою очередь, кредитный скоринг в работе Р.В. Мелихера и Э.А. Нортон основан на обобщении, анализе и оценке кредитной истории физического лица, которая, как правило, отражается либо в кредитных отчетах, содержащих консолидированную информацию о платежах клиента по кредитным картам, автокредитам, ипотеке, либо в публичных записях, например, о банкротстве, налоговых удержаниях и тому подобное. Вместе с

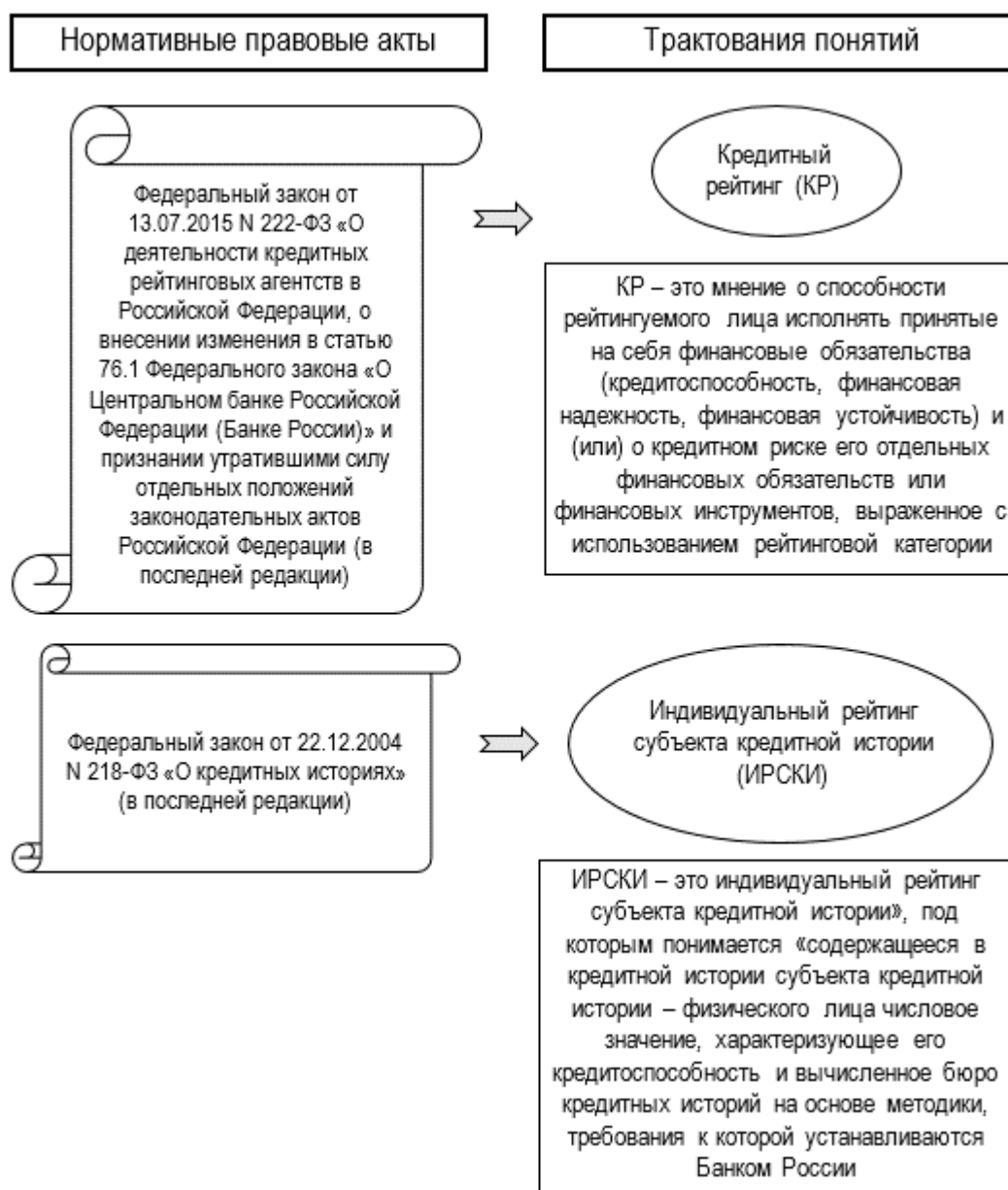
тем, в последнее время с учетом цифровизации бизнес-моделей предоставления услуг и накопления альтернативных данных о заемщиках (данные об оплате услуг связи, коммунальных услуг, электронная коммерция и тому подобное) все большее количество научных работ обосновывает активное использование дополнительных, альтернативных данных о гражданах в вопросах оценки их кредитоспособности [86; 152].

По мнению Л. Томаса *кредитный скоринг* – это «набор моделей принятия решений и лежащих в их основе методов, которые помогают кредиторам обосновывать решения по предоставлению кредита» [100]. В более широком представлении *кредитный скоринг* – это числовое выражение уровня кредитоспособности клиента, это инструмент оценки риска дефолта.

Анализ законодательной базы в части анализируемой терминологии позволяет сделать вывод о том, что законодательные акты в Российской Федерации гармонизированы с международными стандартами, то есть устоявшимися подходами к пониманию кредитных рейтинга и кредитного скоринга, что наглядно иллюстрирует рисунок 1.1. Отметим, что понятие кредитного рейтинга, без привязки к нему слова «*индивидуального*» законодатель связал с деятельностью хозяйствующих субъектов или финансовых инструментов.

В методическом аспекте процесс рейтингования состоит в том, что рейтингуемое лицо относится к соответствующей рейтинговой категории, которая визуализируется с помощью специальных букв и чисел. Также при этом могут использоваться специальные символы, обозначающие элементы рейтинговой шкалы.

Примечание – Рейтингуемое лицо - это юридическое лицо или публично-правовое образование, способность исполнять принятые на себя финансовые обязательства которых (кредитоспособность, финансовая надежность, финансовая устойчивость) прямо или косвенно оценена в кредитном рейтинге [1].



Источник: составлено автором на основе анализа [1-3].

Рисунок 1.1 – Содержание понятий кредитных рейтингов в российском законодательстве

Понятие индивидуального рейтинга субъекта кредитной истории набрало юридическую силу с 1 января 2022 года<sup>1)</sup>. Заметим, что в данной трактовке «законодатель» четко определил субъектов кредитных историй, по которым производится расчет *индивидуального* кредитного рейтинга, – это физические лица. В связи с этим, формулировку «индивидуальный кредитный рейтинг»

<sup>1)</sup> Российская Федерация. Законы. О внесении изменений в Федеральный закон «О кредитных историях» в части модернизации системы формирования кредитных историй : федеральный закон № 302-ФЗ : [принят Государственной Думой 31 июля 2020 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_358797/3d0cac60971a511280cbba229d9b6329c07731f7/#dst100044](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_358797/3d0cac60971a511280cbba229d9b6329c07731f7/#dst100044) (дата обращения: 10.04.2021).

мы также считаем самодостаточной, не требующей дополнительных составных элементов в текстовой конструкции данного выражения. Кроме этого, опираясь на толковые словари русского языка, в частности, на толковый словарь С.И. Ожегова, слово «индивидуальный» раскрывается как «личный, свойственный данному *индивидууму*»<sup>1)</sup>.

Проведенный целевой анализ банковского законодательства по вопросам формирования кредитных рейтингов, показал, что «законодатель» связывает индивидуальный кредитный рейтинг (физического лица) только лишь с субъектом кредитных историй. На наш взгляд, это вполне логично и обосновано. Однако, с практической точки зрения, граждане без кредитной истории, но с хорошей платежной дисциплиной, при прочих равных условиях, сталкиваются с более высокими ценовыми и / или неценовыми условиями при кредитовании.

Обратим внимание, что Банк России право расчета индивидуального рейтинга субъекта кредитной истории закрепил за БКИ. Определение требований к методике формирования индивидуальных кредитных рейтингов также остается за мегарегулятором.

Примечание – На основании ст. 9 «Права бюро кредитных историй» гл. 3 «Бюро кредитных историй» Федерального закона о кредитных историях Банк России юридически закрепил право бюро кредитных историй на оказание на договорной основе услуг по формированию индивидуальных кредитных рейтингов с использованием оценочных (скоринговых – *прим. авт.*) методик.

В практическом аспекте крупнейшее в Российской Федерации кредитное БКИ «Объединенное Кредитное Бюро» (далее – «ОКБ») сообщило, что наряду с кредитным отчетом бюро выдает в отношении рейтингуемого лица его *индивидуальный кредитный рейтинг*, который является аналогом кредитного скоринга, активно применяемый банками и микрофинансовыми организациями (далее – МФО) при принятии решения о предоставлении кредита. Причем *скоринговый балл (score)* рассчитывается на основе скоринговых моделей, а

---

<sup>1)</sup> Ожегов, С.И. Толковый словарь русского языка : около 100 000 слов, терминов и фразеологических выражений / С. И. Ожегов ; под редакцией Л. И. Скворцова. – Москва : Оникс [и др.], 2009. – 1375 с. – ISBN 978-5-94666-657-2.

значение балла будет отражает вероятность дефолта заемщика через двенадцать месяцев с момента выдачи кредита [33; 52; 105].

Резюмируя выше сказанное относительно понятий кредитного рейтинга и кредитного скоринга, обобщим и предложим следующее:

1) В научной литературе понятия кредитного скоринга и кредитного рейтинга часто отождествляют. В ряде случаев, в том числе в нормативном правовом поле, акцентируется внимание только на одном понятии. При формулировке понятия индивидуального кредитного рейтинга субъекта кредитных историй законодатель на первый план выносит форму выражения индивидуального рейтинга, – числовое значение. Хотя справедливо заметим, что формы выражения могут быть разными. Рейтинг может быть описан и через рейтинговые категории «высокий», «средний», «низкий». Кроме этого, введенное в оборот Банком России понятие индивидуального кредитного рейтинга субъекта кредитных историй в большей мере связано с теми лицами, которые имеют записи в кредитной истории. В то же самое время, «упускаются» из поля зрения граждане без кредитной истории, которые вполне могут оказаться кредитоспособными заемщиками. По нашему мнению, понятия кредитного рейтинга и кредитного скоринга требуют уточнения с учетом экономического содержания кредитного рейтинга и формализованных процедур проведения кредитного скоринга.

2) Индивидуальный кредитный рейтинг предлагаем рассматривать как индивидуальный показатель, отражающий на определенный момент времени интегральное оценочное суждение относительно платежной способности и готовности рейтингуемого лица (физического лица) исполнять своевременно и в полном объеме принятые на себя обязательства по договорам кредита или займа, выраженный в числовой форме и соотнесенный с рейтинговой категорией.

Индивидуальный кредитный скоринг – это способ формализованной оценки возможного кредитного риска, позволяющий выразить в числовой форме уровень кредитоспособности заемщика на основе анализа



традиционных и альтернативных источников информации с использованием статистических и математических приемов. В процессе проведения кредитного скоринга, кредиторы и займодавцы, помимо прочих необходимых расчетов, как правило, соотносят источники покрытия ссудной задолженности, их размер с величиной спроса на кредит или заём, что в общем виде должно удовлетворять требованиям соблюдения закона равновесия (соразмерности) кредита или займа.

Проблема неравномерного распределения информации между экономическими агентами на кредитном рынке, не является принципиально новой. В частности, Дж. Стиглиц и Э. Вейс, а также ряд других ученых показали, что конечное (предельное) распределение ставок по кредиту в рыночной экономической системе определяется не столько уровнем развития конкуренции, сколько (не)равномерностью распределения информации между кредиторами и заемщиками [98]. В связи с этими обстоятельствами на практике кредиторы постоянно сталкиваются с моральными рисками (*risk of moral hazard*) и рисками неблагоприятного отбора (*risk of adverse selection*).

#### Примечания

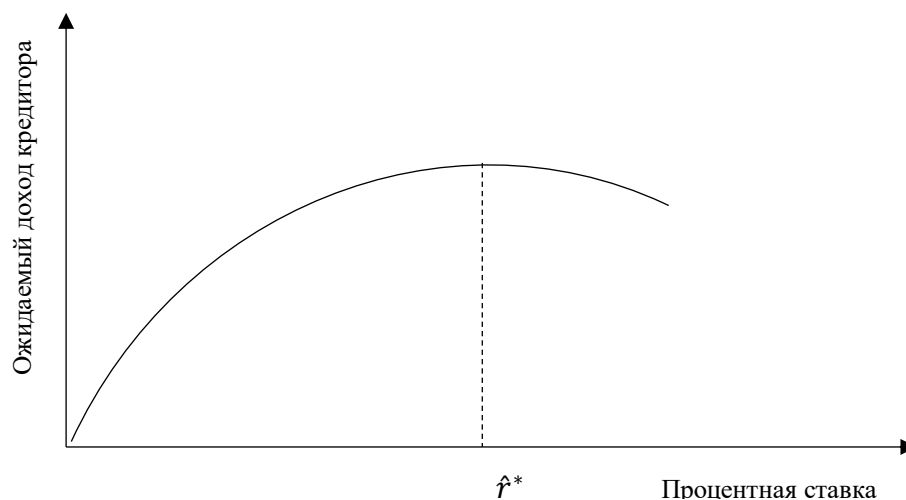
1 Моральный риск – риск недобросовестного исполнения заемщиком своих обязательств по договору кредита или займа.

2 Риск неблагоприятного отбора – риск предоставления кредита или займа наименее надежному заемщику.

Кроме этого, варьируя значение процентной ставки, кредиторы в свою очередь, также оказывают влияние на уровень рискованности кредитного портфеля. Это выражается в изменении качественного состава заемщиков (*adverse selection*), в их поведении по обслуживанию ссудной задолженности (*the incentive effect*). Воздействие асимметрии информации на доходность кредитных операций можно проиллюстрировать на примере кривой ожидаемой доходности, которая приведена на рисунке 1.2.

Так, повышая ставку процента до значения ( $\hat{r}^*$ ), кредитор все еще будет получать положительное приращение дохода, но при этом «качественные» заемщики будут постепенно замещаться менее надежными заемщиками.

Соответственно, после прохождения некоторого критического порога в составе заемщиков, кредитор будет терпеть более высокие убытки от действий более рискованных заемщиков. Тем самым, недостаточная информация о заемщиках сужает возможности распределения кредита в экономике.



Источник: составлено по материалам [98].  
Рисунок 1.2 – Ожидаемый доход кредитора

Снижение негативных эффектов от асимметрии информации достигается за счет развития финансового посредничества. Классическим институтом финансового посредничества, участвующим в распределении совокупной рискованной премии, являются сами банки, привлекающие свободные денежные средства и трансформирующие их в кредит и инвестиции. Как отмечается в ряде научных исследований, посвященных изучению эффектов от обмена информацией на кредитном рынке<sup>1)</sup>, асимметрия информации, связанная с риском неблагоприятного отбора и моральным риском, может быть значительно снижена за счет формирования системы обмена кредитной информацией между кредиторами и займодавцами, представляющей собой совокупность технических средств и каналов связи, объединенных в единую

<sup>1)</sup> Наиболее ранние работы, системно исследующие эффекты от обмена информацией на кредитном рынке: Vercammen, J. Credit Bureau Policy and Sustainable Reputation Effect in Credit Markets / J. Vercammen // *Economica*. – 1995. – Volume 62. – P. 461-478. – ISSN 0013-0427. – DOI 10.2307/2554671; Padilla, J. Endogenous Communication Among Lenders and Entrepreneurial Incentives / J. Padilla, M. Pagano // *Review of Financial Studies*. – 1997. – № 1. Volume 10. – P. 205-236. – ISSN 0893-9454. – DOI 10.1093/rfs/10.1.205; Jappelli, T. Information Sharing, Lending and Defaults: Cross-Country Evidence / T. Jappelli, M. Pagano // *Journal of Banking & Finance*. – 2002. – Volume 26. – P. 2017-2045. – ISSN 0378-4266. – DOI отсутствует.

технологическую цепочку по сбору, обработке, анализу и обмену кредитной информацией между ее источниками и пользователями. Подробное описание источников и пользователей кредитной информацией изложено в параграфе 2.2.

Причем ученые выделяют вполне экономические предпосылки такого обмена. Отмечается, что даже банки, обладающие информационной монополией в отношении своих клиентов, как предельный гипотетический вариант, и извлекающие из этой ситуации высокую информационную ренту (*information rent, экономический выигрыш от владения информацией*), могут столкнуться с проблемой снижения стимулов (*the incentive effect*) у заемщиков поддерживать деловую эффективность. Заемщики понимают, что источником взимаемой через ставку процента информационной ренты является предпринимательский и/или личный доход. Соответственно, чем выше ставка ссудного процента, тем большую часть своего дохода заемщики отдадут владельцам ссудного капитала, ограничивая тем самым, рост своего благосостояния.

В связи с этим банки экономически мотивированы обмениваться кредитной информацией. В процессе такого обмена информационная рента распределяется между всеми кредиторами, мотивируя последних искать и усиливать свои конкурентные преимущества. В конечном итоге, *при прочих равных условиях*, активный обмен кредитной информацией будет способствовать снижению непрогнозируемых рисков, которые являются неотъемлемым элементом ставки процента; возможен рост спроса на кредит, так как ставки процента, в среднем, становятся ниже. Кроме этого, для снижения моральных рисков и рисков неблагоприятного отбора банки могут применять рационирование кредита, развивать инструменты кредитного скоринга, осуществлять постоянный мониторинг за состоянием своих заемщиков.

Отдельно отметим, что происходящие в настоящее время процессы цифровизации экономики, сопровождающиеся развитием технологий по накоплению разнородной информации о гражданах и совершенствованием

способов ее интеллектуальной обработки, способствуют «сглаживанию» негативных эффектов от асимметрии информации на кредитном рынке. Полагаем, что такие научно-технические инструменты, как BigData, машинное обучение, а также создание цифровых экосистем, при прочих равных условиях, позволяет снизить риски отбора, моральные риски, связанные с заемщиками и, соответственно, обеспечить с более высокой степенью вероятности достижение ожидаемого дохода кредитора или займодавца от предоставления кредита или займа.

Вместе с тем, сама проблема асимметрии информации при этом не исчезает, обозначенные риски невозможно свести к нулю. В настоящее время все еще остаются вопросы для дискуссий относительно того, насколько полным должен быть информационный обмен между кредиторами в рыночной экономической системе. Вполне возможно, что «частичный», а не полный обмен информацией может оказаться экономически более выгодным для некоторых кредиторов и заемщиков<sup>1)</sup>. Особенно это актуально для экономических систем с высокой концентрацией банковского капитала. По нашему мнению, в данном случае именно государство способно заложить основы правил информационного обмена для обеспечения конкурентного доступа к критически важной информации широкому кругу кредиторов, которая будет использоваться в процессе принятия решения о предоставлении кредита, займа.

Решение обозначенных выше проблем, связанных с асимметрией информации на кредитном рынке, способствовало появлению и развитию таких институтов как БКИ, рейтинговых агентств, государственных кредитных реестров. В зарубежной научной литературе такие институты часто называют информационными брокерами<sup>2)</sup>, которые аккумулируют, обрабатывают и предоставляют информацию в форме кредитных отчетов

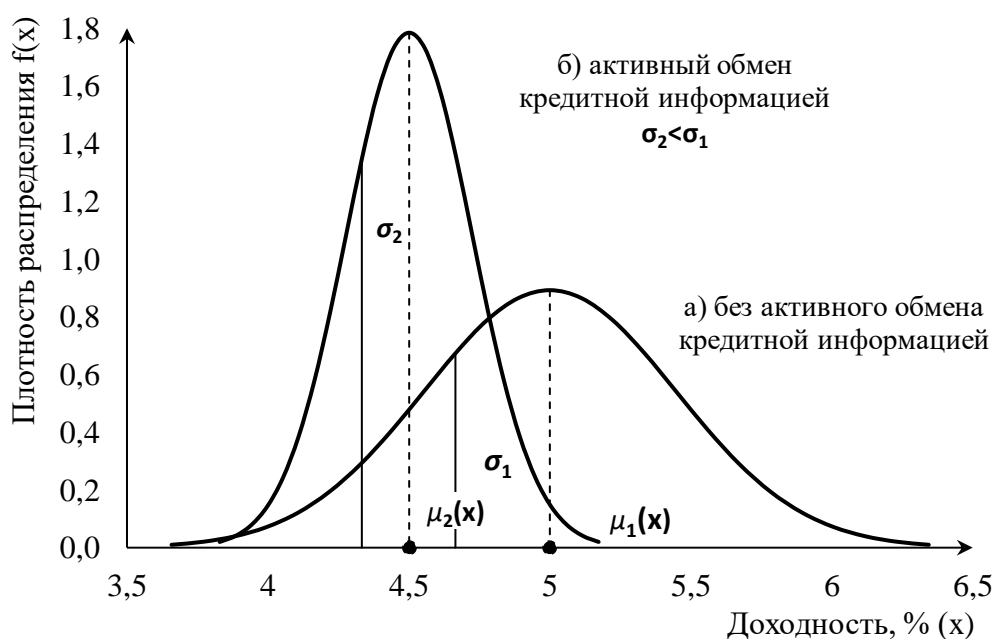
---

<sup>1)</sup> Jappelli, T. Information Sharing, Lending and Defaults: Cross-Country Evidence / T. Jappelli, M. Pagano // Journal of Banking & Finance. – 2002. – Volume 26. – P. 2017-2045. – ISSN 0378-4266. – DOI отсутствует.

<sup>2)</sup> Padilla, J. Endogenous Communication Among Lenders and Entrepreneurial Incentives / J. Padilla, M. Pagano // Review of Financial Studies. – 1997. – № 1. Volume 10. – P. 205-236. – ISSN 0893-9454. – DOI 10.1093/rfs/10.1.205.

пользователям кредитной информации за определенную плату. В целом, появление тех же БКИ позволило избежать дополнительных затрат кредиторов на поиск информации о гражданах с кредитной историей, которые не являются их текущими клиентами, расширить круг потенциальных заемщиков, откалибровать ставки процента по кредитам, займам в зависимости от группы заемщиков, обеспечив тем самым, более высокую вероятность в получении ожидаемых доходов от предоставления кредита, займа.

Эффект от построения развитой системы обмена актуальной информацией о заемщиках на кредитном рынке, в том числе за счет развития института БКИ, можно проиллюстрировать на рисунке 1.3.



Источник: составлено автором.

Рисунок 1.3 – Распределения доходности от предоставления кредита:  $\mu_1(x)$ ,  $\mu_2(x)$  – математические ожидания доходности;  $\sigma_1$ ,  $\sigma_2$  – стандартные отклонения, характеризующие абсолютную меру риска

Введя допущение о том, что доходность детерминирована воздействием множества факторов, ее флуктуацию можно описать через нормальный закон распределения, плотность которого  $f(x)$  выражается формулой (1.1)

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1.1)$$

где  $\mu$  – математическое ожидание;

$x$  – значение доходности;

$\sigma$  – стандартное отклонение.

Как отмечено выше, система активного обмена кредитной информацией между кредиторами позволяет снизить уровень моральных рисков и рисков неблагоприятного отбора. Соответственно, информационный обмен, с одной стороны, приводит к снижению средней ожидаемой доходности по кредитным операциям ( $\mu_1(x) > \mu_2(x)$ ), так как информационная рента распределяется между большим количеством кредиторов, но, с другой, – существенно снижается уровень указанных рисков (в частности,  $\sigma_1 < \sigma_2$ ), что будет способствовать снижению расхождений между ожидаемой и фактической доходностью.

## **1.2 Обобщение научных методов формирования кредитных рейтингов**

Формирование кредитных рейтингов производится с применением ряда методик. Как было отмечено ранее в параграфе 1.1, эти методики реализуются в рамках формализованных, смешанных и экспертных процедур. В частности, в процессе применения формализованных процедур анализируется персональные характеристики заемщика. На основе принятых в кредитных организациях алгоритмов эти характеристики оцениваются, а затем рассчитывается итоговый балл / сводный индекс, который сопоставляется с вероятностью дефолта (*probability of default*) [12, с. 153]. По сути, формализованный подход лежит в основе кредитного скоринга.

В свою очередь, экспертный подход состоит в применении оценочного суждения отдельных экспертов о способности заемщиков обслуживать свою

кредитную задолженность. Безусловно, такой подход к оценке требует от эксперта высокого уровня компетентности. И, наконец, смешанный подход предполагает применение, как количественной (формализованной) оценки персональных характеристик заемщика, так и экспертной оценки неформализованных факторов и присвоения соответствующего заемщику рейтинга.

В условиях современной цифровизации появляются и расширяются возможности для информационного обмена между участниками кредитного рынка и организациями, предоставляющими гражданам услуги некредитного характера. Использование открытых интерфейсов (*Open API*), технологий блокчейна, а также новые способы обработки больших данных (*Big Data*), методы машинного обучения (*machine learning*) позволяют консолидировать и обрабатывать более широкие массивы персональных данных о гражданах.

#### Примечания

1 *Big Data* или большие данные — это структурированные или неструктурированные массивы данных большого объема, обрабатываемые при помощи специальных автоматизированных инструментов.

2 *Машинное обучение* — это вид «искусственного» обучения, в ходе которого используются математические модели, которые помогают компьютеру обучаться без непосредственных инструкций.

И в данном контексте кредиторы и займодавцы, взаимодействуя с другими поставщиками услуг и развивая свои экосистемы, могут получать дополнительную информацию о гражданах, которая в определенной степени «обогащает» имеющуюся у них (традиционную) кредитную информацию.

Учитывая современный уровень цифровизации и способов обработки информации проанализируем существующие формализованные методы, которые лежат в основе формирования индивидуальных кредитных рейтингов. Цель данных методов заключается в формировании априорных оценок относительно качества последующего обслуживания ссудной задолженности заемщиками [56]. Отдельно отметим, что некоторые из нижеперечисленных методов требуют специальных экономико-математических знаний для их интерпретации. Вместе с тем, понимание современных процессов цифровизации в области денег и кредита, по нашему мнению, требует формирование все же более широких компетенций специалистов, работающих

на кредитном рынке. В рамках научного исследования нижеописанные формализованные методы выступают всего лишь в качестве инструмента, позволяющего решить в определенной степени научную проблему несоответствия и несопоставимости в присваиваемых индивидуальных кредитных рейтингах физическим лицам в условиях цифровизации экономики с асимметрией информацией на кредитном рынке. Краткое описание формализованных научных методов представлено в таблице 1.2 и таблице 1.3.

Таблица 1.2 – Краткая характеристика «традиционных» формализованных научных методов, которые могут использоваться при формировании индивидуальных кредитных рейтингов

Научные методы	Сфера применения	Общая характеристика	Авторы
1	2	3	4
Линейная регрессия	Решение научных задач, в которых требуется определить и выразить количественные взаимосвязи между независимыми факторами и зависимой от них переменной	Позволяет выявить значимые факторы, которые оказывают влияние на уровень обслуживания ссудной задолженности («плохой», «хороший»).	D. Karlis, M. Rahmouni [91]
Логистическая регрессия	Решение задач, в которых требуется определить вероятностную оценку будущего состояния объекта исследования на основе изучения воздействия на данный объект различных факторов	Позволяет рассчитать индивидуальную вероятность (дефолта) по заемщику на заданном временном интервале на основе выявленных значимых факторов	F. Louzada, O. Anacleto-Junior, C. Candolo, J. Mazucheli [95]
Дискриминантный анализ	Применяется в задачах классификации объектов исследования на основе анализируемых признаков (характеристик)	Посредством данного метода кредитор может с определенной степенью вероятности определить, к какой группе заемщиков относится потенциальный заемщик (к группе, где заемщики имеют низкий уровень обслуживания ссудной задолженности или к группе заемщиков с высоким уровнем обслуживания ссудной задолженности)	Y. Yang [102]
Дерево решений (Trees)	Применяется в задачах классификации объектов на основе анализа различных сценариев («если-то»), связанных с изменением факторов, оказывающих воздействие на объект исследования	Используя данный метод, кредитор может проанализировать возможные сценарии в уровне обслуживания ссудной задолженности заемщика в зависимости от изменения факторов по данным сценариям	L. Breiman [75], B. Yap, S. Ong, N. Husain [103]



Продолжение таблицы 1.2

1	2	3	4
Метод нечеткой логики (Fuzzy Logic)	Применяется в широком спектре экономических и неэкономических задач, в которых требуется оценить, часто вербально, степень «истинности» состояния объекта	В случаях, когда кредитор обладает неполной и/или не точной информацией о (потенциальном) заемщике, его персональных характеристиках, данный метод позволяет с определенной достоверности отнести заемщика к той или иной группе заемщиков, отличающиеся уровнем обслуживания ссудной задолженности	Н.С. Лукашевич [20], В.А. Дуболазов, [40], Е.В. Кислицын [44]
Байесовский подход	Широчайшее применение в задачах, когда требуется оценить вероятность наступления события, а оцениваемые факторы не статичны, а отличаются постоянной динамикой	Данный метод позволяет оценить возможные изменения в вероятности дефолта заемщика или принадлежности его к определенной подгруппе заемщиков при получении новой, дополнительной информации о заемщике или прочих факторов, оказывающих воздействие на уровень обслуживания ссудной задолженности	A. Antonakis, M. Sfakianakis [71], J. Gemela [88], W.-W. Wu [101]

Источник: составлено автором.

Различия между «традиционными» и «современными» формализованными методами, по нашему мнению, состоят в комплексности экономических взаимосвязей, которые могут быть промоделированы с учетом имеющихся программных и аппаратных средств. Отличительной особенностью «современных» формализованных методов от «традиционных» состоит в комплексности и сложности задач, к которым они могут быть применимы. Кроме этого, «современные» научные методы могут использоваться, когда анализируется слабоструктурированная и/или неполная информация об объекте исследования. Поэтому в определенной степени «современные» научные методы отражают тенденцию в развитии методов научного познаний, способных имитировать функционирование «сложных» экономических систем.

Раскроем в качестве примера метод логистической регрессии, как одного из самых распространенных научных методов, который используется в моделях кредитного скоринга и формировании индивидуальных кредитных рейтингов. Метод логистической регрессии был разработан Дж. Берксоном

[J. Berkson] в 1944 г. данный метод очень часто встречается при описании методов кредитного скоринга и формировании кредитных рейтингов [73]. Его отличительной особенностью является то, что на основе анализа и оценки персональных характеристики заемщиков  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_p\}$  рассчитывается индивидуальная вероятность (дефолта) по каждому заемщику для формирования индивидуального кредитного рейтинга по формуле (1.2)

$$\pi_i = \frac{\exp\{X_i\beta\}}{1 + \exp\{X_i\beta\}}, \quad (1.2)$$

где  $\pi_i$  – вероятность, характеризующая степень готовности и способности индивидуального заемщика  $i$  обслуживать свою кредитную задолженность;

$\beta$  – регрессионные коэффициенты.

При этом всех заемщиков можно разделить на две категории  $Y = \{y_1, y_2\}$ : с «низким» рейтингом, что связано с высокой вероятностью дефолта, и – «высоким». Метод построения логистической регрессии может использоваться как базовый, традиционный метод кредитного скоринга и кредитного рейтингования заемщиков-физических лиц, так и в сочетании с другими методами [95]. В таблице 1.3 приведена краткая характеристика «современных» формализованных научных методов, которые могут использоваться при формировании индивидуальных кредитных рейтингов.

Таблица 1.3 – Краткая характеристика «современных» формализованных научных методов, которые могут использоваться при формировании индивидуальных кредитных рейтингов

Научные методы	Сфера применения	Общая характеристика	Авторы
Нейронные сети (Neural Networks – NN), в том числе машинное обучение (Machine learning)	Применяются в задачах прогнозирования, принятия управленческих решений, распознавании различных образов, в задачах оптимизации, анализа больших данных (big data)	Посредством моделей, имитирующих работу человеческого мозга, метод позволяет перманентно производить поиск и отбор методов формирования кредитных рейтингов, сопоставляя результаты поиска с априорно заданными исследователем критериями. Машинное обучение, как и человек, позволяет накапливать опыт и самообучаться	Н.С. Лукашевич [48], P. Lisboa, T. Etchells et al. [94]
Метод опорных векторов (Support Vector Machine – SVM)	Применяется в задачах классификации объектов исследования на основе анализируемых признаков (характеристик)	Метод изначально распределяет имеющихся заемщиков на две подгруппы: с высоким и низким уровнем обслуживания ссудной задолженности, а каждый новый заемщик будет отнесен к одной из двух групп	О.В. Китова, Л.П. Дьяконова и др. [45], C.-L. Chuang, R.-H. Lin [78], S.-T. Li, W. Shiue, M.-H. Huang [93]
Генетическое программирование	Применяется во многих экономических задачах, связанных с оптимизацией, разработкой стратегий, а также в задачах биоинформатике, теории приближений и других направлениях	На основе адаптивного поиска осуществляется моделирование оценок кредитоспособности заемщиков через схожие в природе биологические процессы «эволюции» и «отбора». Предполагается, что изменения в экономическом поведении совокупности заемщиков («популяции») способно оказывать влияние на экономическое поведение отдельного заемщика	С.В. Уланов, А.И. Якупов [61], H. Abdou [65], C.-S. Ong, J.-J. Huang et al. [97]
Гибридные и комбинированные методы	Широчайшее применение в задачах, когда необходимо обеспечить сочетание различных известных техник научного познания	Гибридные методы дают возможность кредитору одновременно использовать несколько известных методов (например, нейронные сети и дискриминантный анализ) для оценки кредитоспособности заемщиков. Комбинированные методы позволяют кредитору использовать одновременно, как отдельный научный метод, так и комбинацию иных научных методов для распределения заемщиков на подгруппы группы	T.-S. Lee, C.-C. Chiu [92], S. Akkoc [68]

Источник: составлено автором.

Рассмотрим в качестве примера наиболее доступный для формализованного описания метод опорных векторов. Данный метод классификации, предложенный В. Вапник в 1998 г., использует «обучающий» набор предварительно накопленных данных  $\{(x_i, y_i)\}$ , где  $i = \{1, \dots, n\}$ ,  $x_i$  – это вектор объясняющих переменных (характеристик заемщиков),  $y_i$  представляет собой бинарную переменную, разделяющую заемщиков на две группы (с «положительным» и «отрицательным» примерами обслуживания кредитной задолженности), а  $n$  обозначает количество измерений входных векторов. В процессе работы алгоритма производится сопоставление персональных характеристик потенциальных заемщиков с имеющимся «обучающим» набором заемщиков.

В процессе применения данного метода отыскивается, так называемая, оптимальная «гиперплоскость», разделяющая заемщиков на две группы. В общем виде «гиперплоскость» может быть записана в виде линейного выражения с использованием формулы (1.3)

$$\sum_{i=1}^n w_i x_i + b = 0, \quad (1.3)$$

где  $w = w_1, w_2, \dots, w_n$  – вектор нормализующих переменных;

$b$  – скалярное значение («порог»).

В результате производится классификация потенциальных заемщиков на две группы: с «положительным» и «отрицательным» возможным поведением в обслуживании своей кредитной задолженности. Как отмечают О.В. Китова, И.Б. Колмаков, И.А. Пеньков, метод *SVM* позволяет обеспечить высокий уровень обобщения для решения различных задач, по которым априори отсутствуют знания о предметной области [45].

Практическое применение вышерассмотренных научных методов при решении задачи формирования индивидуальных кредитных рейтингов на фактических данных, а также сравнение полученных результатов представлено в параграфе 3.2.

Если говорить о некоторых предпочтениях в использовании рассмотренных выше «традиционных» и «современных» методах научного познания в задачах формирования индивидуальных кредитных рейтингов, то следует указать, что крупные кредитные организации, обладающие соответствующими ресурсами, могут позволить себе использовать «современные» методы. Это дает определенное преимущество в точности оценки кредитных рисков. И в случае большой клиентской базы, использование таких методов может быть экономически выгодно. Соответственно, «небольшие» кредитные организации не всегда обладают необходимым капиталом, чтобы полноценно использовать «современные» методы научного познания в задачах формирования индивидуальных кредитных рейтингов. Отдельно отметим, что в настоящее время для оценки точности и прогностических свойств применяемых методов классификации заемщиков-физических лиц и верификации присвоенных им кредитных рейтингов широко используется метод построения и анализа ROC-кривой (*Receiver Operating Characteristic*). Описание метода приведено в научных трудах отечественных [37, 61] и зарубежных ученых [81-82].

Приложение анализа ROC-кривой к задачам оценки точности и прогностической силы полученных индивидуальных кредитных рейтингов с помощью той или иной модели сводится к сопоставлению фактических данных о дефолтах заемщиков с модельными (ожидаемыми), что проиллюстрировано в таблице 1.4.

Таблица 1.4 – Классификация ошибок по моделям кредитного скоринга

Прогноз согласно модели	Фактический результат	
	Дефолт	Отсутствие дефолта
Дефолт	Истинно положительные исходы (TP)	Ложно положительные исходы (FP)
Отсутствие дефолта	Ложно отрицательные исходы (FN)	Истинно отрицательные исходы (TN)

Источник: составлено автором по материалам [47].

Эффективность применения научных методов, используемых в процессе кредитного скоринга, можно проанализировать путем сравнения уровней точности (*accuracy ratio, AR*) при классификации заемщиков, таблица 1.5.

Примечание – Коэффициент точности рассчитывается как отношение количества корректно классифицированных дефолтных заемщиков по модели кредитного скоринга к фактическому значению дефолтных заемщиков [83].

Таблица 1.5 – Сравнение уровней точности при классификации заемщиков

В процентах

Авторы	Год	Научные методы						
		ЛинР	ЛогР	ДР	МП	НС	ГП	МОВ
Srinivasa V., Kim Y.	1987	87,5	89,3	-	-	-	-	-
Boyle M., Crook J., Hamilton R., Thomas L.	1992	77,5	-	75,0	74,7	-	-	-
Desai V., Conway D., Crook J., Overstreet G.	1997	66,5	67,3	-	-	66,4	-	-
West D.	2000	79,3	81,8	77,0	-	82,6	-	-
Lee T., Chiu C., Lu C., Chen I.	2002	71,4	73,5	-	-	77,0	-	-
Malhotra R., Malhotra D.	2003	69,3	-	-	-	72,0	-	-
Baesens B., Gestel T. V., Viaene S., Stepanova M., Suykens J., Vanthienen J.	2003	79,3	79,3	77,0	79,0	79,4	-	79,7
Ong C., Huang J., Tzeng G.	2005	80,8	-	78,4	-	81,7	82,8	-
Примечание – ЛинР – линейная регрессия; ЛогР – логистическая регрессия; ДР – дерево решений; НС – нейронные сети; ГП – генетическое программирование; МОВ – метод опорных векторов.								

Источник: составлено автором на основе анализа научных источников<sup>1)</sup>.

Анализ таблицы 1.5 позволяет сделать несколько выводов. Во-первых, наблюдается повышение в эффективности применения метода нейронных сетей, генетического программирования, метода опорных векторов, то есть тех методов, которые в современных условиях цифровизации бизнес-процессов и накопления больших массивов информации о клиентах все чаще используются в процессах формирования кредитных рейтингов. Во-вторых, традиционные научные методы не утратили своей актуальности, поскольку эффективность этих методов детерминирована разнообразием и

<sup>1)</sup> Thomas, L. A survey of credit and behavioral scoring: forecasting financial risk of lending to consumers / L. Thomas // International Journal of Forecasting. – 2000. – № 1. Volume 16. – P. 149–172. – ISSN 0169-2070. – DOI 10.1016/S0169-2070(00)00034-0; Abdou, H. Credit Scoring, Statistical Techniques and Evaluation Criteria: A Review of the Literature / H. Abdou, J. Pointon // Intelligent Systems in Accounting Finance & Management. – 2011. – № 2-3. Volume 18. – P. 59-88. – ISSN 1055-615X. – DOI 10.1002/isaf.325.

достаточностью информации о заемщиках. Помимо точности классификации заемщиков методы отличаются и по степени прогнозируемости их дефолтов<sup>1)</sup>.

В целом, проведенный обзор научных методов, которые используются при формировании кредитных рейтингов, позволяет сделать ряд выводов:

1) Научные методы различаются по степени точности, корректности отнесения отдельного заемщика к соответствующей группе с присвоением ему рейтингового балла. Другими словами, эффективность использования конкретного метода или их комбинации для решения задачи кредитного рейтингования заемщиков сопряжено с риском отбора, то есть соответствия апостериорного поведения заемщиков модельным (предполагаемым) значениям.

2) Разработанные и применяемые методики формирования кредитных рейтингов как, впрочем, и персональная информация о заемщиках, относится к конфиденциальной, непубличной информации кредитных рейтинговых агентств, БКИ, банков, что создает дополнительные риски неадекватной оценки в отношении рейтингуемых лиц [55]. Кроме этого, такая закрытость данных в некоторой степени затрудняет проведение открытых научных исследований в данной области.

3) В условиях быстрого развития средств телекоммуникаций, использования физическими лицами разнообразных цифровых и сетевых сервисов, расширяется возможный набор персональных данных для проведения анализа. Однако вопрос качественного отбора ключевых и достаточных характеристик заемщиков для проведения процедур кредитного рейтингования при этом не утратил своей актуальности. Скорее наоборот, возрастают требования к надлежащему отбору и верификации используемых данных.

---

<sup>1)</sup> Abdou, H. Credit Scoring, Statistical Techniques and Evaluation Criteria: A Review of the Literature / H. Abdou, J. Pointon // Intelligent Systems in Accounting Finance & Management. – 2011. – № 2-3. Volume 18. – P. 59-88. – ISSN 1055-615X. – DOI 10.1002/isaf.325.

### 1.3 Традиционные и альтернативные данные для формирования индивидуальных кредитных рейтингов в условиях цифровизации

Традиционными источниками информации для формирования индивидуальных кредитных рейтингов заемщиков-физических лиц считаются:

а) Идентификационные данные: паспортные данные, личное фото. Кроме этого, с 1 июля 2018 года в связи с появлением Единой биометрической системы (далее – ЕБС) по инициативе Банка России банки начали собирать биометрические данные своих клиентов (с сохранением «цифрового» слепка лица и голоса). Причем на основе принятых поправок в нормативные правовые документы<sup>1)</sup>: «кредитные организации вправе проводить без личного присутствия клиента, используя единую систему идентификации и аутентификации и единую биометрическую систему, все операции и сделки (ранее - только открывать и вести счета (вклады) клиентов - физических лиц, предоставлять кредиты клиентам - физическим лицам, а также осуществлять переводы денежных средств по таким счетам)»<sup>2)</sup>.

б) Информация, характеризующая социальное положение заемщика-физического лица: пол, возраст, образование, место работы, адрес регистрации, наличие семьи и тому подобное.

в) Информация, характеризующая финансовое состояние, – в зависимости от величины кредита или займа кредитные организации могут затребовать документы, подтверждающие среднемесячный доход заемщика-физического лица, что иллюстрирует рисунок 1.4.

г) Информация, характеризующая поведение физических лиц в системе платежного оборота. Такая информация обычно доступна банкам, где

---

<sup>1)</sup> Российская Федерация. Законы. О внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации : федеральный закон № 479-ФЗ : [принят Государственной Думой 29 декабря 2020 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_372645/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_372645/) (дата обращения: 10.01.2021).

<sup>2)</sup> Там же.



открыт(ы) счет(а) физического лица, физические лица являются держателями дебетовых карт, являются участниками зарплатных проектов.



Полный перечень приведен на сайте Банка России.

Источник: составлено автором по материалам [137].

Рисунок 1.4 – Пример перечня подтверждающих документов о финансовом состоянии заемщика

Это дает возможность банкам проанализировать динамику совершаемых покупок, оборотов по счету(ам), долю средств, выделяемых физическими лицами на приобретение товаров и услуг и тому подобное.

д) Кредитная история, описывающая характер обслуживания заемщиком всей имеющейся у него ссудной задолженности. Структура информации по кредитной истории детально раскрыта в Федеральном законе о кредитных историях [2]. В качестве обобщения описания кредитной истории можно выделить следующие тематические элементы:

1) Титульная часть, в которой содержатся персональная информация заемщика: фамилия, имя, отчество; сведения о рождении, месте регистрации и фактического проживания; идентификационный номер налогоплательщика, страховой номер индивидуального лицевого счета.

2) Основная часть, отражающая основные сведения о статусе ссудной задолженности заемщика и меры, принятые в связи с изменением его право- и дееспособности, а именно:

- персональные данные заемщика;
- сведения о признании судом заемщика недееспособным или ограниченно дееспособным;
- информация о предпринятых мерах в случае признания несостоятельности (банкротстве) заемщика-физического лица;
- сведения о текущих и погашенных кредитах (для каждой записи кредитной истории): суммы, сроки, проценты, своевременность погашения кредитной задолженности (наличие просрочек), использование обеспечения для погашения задолженности, а также сведения о прекращении передачи информации о задолженности в БКИ;
- прочая информация, в том числе относительно (количества) запросов пользователей кредитной истории на предоставление информации.

3) Дополнительная (закрытая) часть:

- сведения об источнике формирования кредитной истории;
- сведения о пользователе кредитной истории (для пользователя – юридического лица: наименование, основной номер государственной регистрации юридического лица, ИНН, сведения о дате запросов информации о кредитной истории; для пользователя – индивидуального предпринимателя:

аналогичные данные релевантные для индивидуального предпринимателя; информация о приобретателе права требования – юридического, физического лица);

– прочая информация.

4) Информационная часть кредитной истории (по каждому заявлению заемщика):

– сведения, характеризующие о предоставлении / отказе в кредите, займе;

– сведения о не поступивших платежах за период в 120 календарных с со дня образования кредитных обязательств.

Пользователи кредитной истории (банки-кредиторы, микрофинансовые организации, нотариусы, судьи, арбитражные управляющие и так далее) согласно действующему законодательству имеют право запрашивать сведения о заемщиках в БКИ с использованием Центрального каталога кредитных историй Банка России и получать информацию в форме кредитного отчета [135].

Важным аспектом является тот факт, что порядок и состав информации кредитной истории, устанавливается Банком России. Учитывая происходящие в экономике процессы цифровизации считаем, что именно Банк России должен выступить с инициативой о внесении уточнений в существующие требования и критерии к релевантной информации о гражданах<sup>1)</sup>, которые сформируют рамки «доверенного цифрового пространства» [135] при формировании индивидуальных кредитных рейтингов». Выражение «доверенное цифровое пространство» мы рассматриваем как производное от слова «доверенный», то есть такой, которому доверяют, относятся

---

<sup>1)</sup> О требованиях к методике вычисления бюро кредитных историй индивидуального рейтинга субъекта кредитной истории, составу информации, подлежащей раскрытию при предоставлении такого рейтинга субъекту кредитной истории, и порядке проверки качества предоставляемых бюро кредитных историй оценочных (скоринговых) услуг по вычислению индивидуального рейтинга субъекта кредитной истории [Указание Банка России от 05.10.2021 года № 5970-У] // СПС «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: <http://www.cbr.ru/Queries/UniDbQuery/File/90134/2476> (дата обращения: 12.11.2021).

доверительно<sup>1)</sup>. Учитывая важность реализации кредитных отношений на условиях «доверия», предлагаем рассматривать понятие «доверенного цифрового пространства формирования индивидуального кредитного рейтинга» как ограниченную согласием(ями) гражданина совокупность альтернативной информации, которая является релевантной и значимой по отношению к традиционной информации при формировании кредитором и/или займодавцем индивидуального кредитного рейтинга, порядок сбора, хранения и использования которой отвечает требованию об охране частной жизни гражданина. При этом БКИ может стать ключевым институтом в архитектонике кредитного рынка, выполняя роль центрального информационного контрагента в рамках доверенного цифрового пространства, аккумулирующим и предоставляющим в необходимом срезе релевантные данные и индивидуальные кредитные рейтинги пользователям такой информации.

В настоящее же время БКИ обеспечивает поддержание в актуальном состоянии только сведения, которые связаны лишь с кредитной историей граждан. Эти сведения, основанные на традиционной информации, могут быть предоставлены кредиторам (займодавцам) в любом срезе, в частности:

- количество активных заемщиков и общая сумма их долга;
- среднее количество активных кредитов на заемщика;
- средняя сумма непогашенной задолженности на заемщика;
- показатели выдачи и закрытия кредитной задолженности;
- объемы и доли просроченной задолженности и взысканий;
- частота переходов из одного риск класса в другой риск класс;
- и другие.

Соответственно, по гражданам без кредитной истории или имеющим «короткую» кредитную историю кредиторам (займодавцам) достаточно сложно адекватно оценивать уровень кредитного риска только лишь на основе

---

<sup>1)</sup> Ожегов, С.И. Толковый словарь русского языка : около 100 000 слов, терминов и фразеологических выражений / С. И. Ожегов ; под редакцией Л. И. Скворцова. – Москва : Оникс [и др.], 2009. – 1375 с. – ISBN 978-5-94666-657-2.

традиционной кредитной информации. Поэтому в условиях асимметрии информации на кредитном рынке они будут прибегать к рациированию кредита, предлагая кредит для таких категорий граждан либо по более высокой процентной ставке, либо ограничивая его предложение.

Хотя и по действующим заемщикам их кредитоспособность также может находиться в динамике (например, от «надежного» до «ненадежного», или наоборот). Тем не менее, по гражданам без кредитной истории высока вероятность получения низкого кредитного балла, что может их дестимулировать обращаться за кредитом или займом.

В тоже самое время, часть граждан без кредитных историй, имеющих «короткую» кредитную историю, могут быть вполне кредитоспособными клиентами. И если бы в условиях цифровизации кредиторы и займодавцы имели бы в своем распоряжении альтернативные данные, характеризующие платежную дисциплину граждан в части обслуживания своих некредитных обязательств, то, как предполагается, это снизило в определенной степени информационную асимметрию на кредитном рынке<sup>1)</sup>. Возможные же нарушения обязательств, связанные с оплатой услуг некредитного характера (неплатежи, просрочки или взыскание задолженности) не подпадают под процесс нарушения кредитных обязательств. В большинстве случаев, если такие нарушения не являются предметом судебных разбирательств, то информация об изменении в платежном поведении граждан не передается в БКИ, что наглядно иллюстрирует рисунок 1.5.

А ведь это важная информация, которую принимали бы во внимание кредиторы и займодавцы. Ее наличие может повысить адекватность получаемых оценок по уровню кредитного риска, как для действующих заемщиков, так и для потенциальных.

---

<sup>1)</sup> VantageScore Solutions : сайт. – URL: <https://www.vantagescore.com> (дата обращения: 19.10.2020). – Текст : электронный.

<p>Кредитный скоринговый балл &gt; А</p> <p>(пороговый уровень для предоставления кредита)</p>	<p>Кредитная история (сформирована на основе традиционных источников информации)</p>
<p>Кредитный скоринговый балл &lt; А</p>	<p>Отсутствие записей в БКИ</p>
<p>Действующие и потенциально поддающиеся кредитному рейтингованию заемщики</p>	<p>Наличие кредитной истории</p>

Источник: составлено автором по материалам [108].

Рисунок 1.5 – Кредитные рейтинги и доступность данных (схематично)

В связи с этим возникает объективная необходимость использования помимо традиционных источников данных, агрегатором (накопителем) которых в настоящее время выступают БКИ, *альтернативных источников информации*. Альтернативные источники информации содержат, как правило персонафицированную информацию о потребителе услуг, которая, с согласия самого потребителя может быть передана третьим лицам, в том числе БКИ.

Вместе с тем, практическое решение данной задачи является не столь тривиальным, так как потребуются произвести изменения не только на законодательном уровне, но и произвести организационно-технические изменения (настройке) в каналах передачи информации, определении функционала и сферы ответственности участников обмена такого рода информации. Кроме этого, потребуются решать вопросы, связанные с охраной личных данных граждан, конфиденциальности передаваемых сведений, обеспечения должного уровня информационной безопасности.

В данном аспекте Банк России своевременно определил возможный вектор развития института БКИ. И еще в 2017 году опубликовал доклад для общественных обсуждений, в котором в целях комплексной оценки кредитоспособности заемщиков предложил расширить поставщиков кредитных историй (прежде всего, банки, микрофинансовые организации) и,

соответственно, традиционные источники информации релевантными данными, аккумулируемые в федеральных службах и организациях, в частности, в Пенсионном фонде России (сейчас – в Социальном фонде России), Федеральной налоговой службе, Государственной инспекции по безопасности дорожного движения, Федеральной службе по надзору в сфере связи, информационных технологий и массовых коммуникаций [136].

Кроме этого, Банк России предлагает использовать дополнительные источники информации о платежной дисциплине потенциальных заемщиках-физических лицах, которые можно получать из организаций, оказывающих традиционные услуги: страховые организации, розничные магазины, арендодатели жилья, организации, оказывающие услуги аренды (автомобилей, бытовой техники), библиотечные услуги, прочие источники данных, связанные с исполнением финансовых или материальных обязательств потенциальным заемщиком, организации-работодатели, практикующие предоставление займов, в том числе ипотечных своим работникам.

В качестве альтернативных поставщиков информации Банком России указываются организации, которые оказывают услуги на основе телекоммуникационных сетей связи (сети Интернет, мобильных средств связи и др.): интернет-магазины, социальные сети, телекоммуникационные компании, Интернет-провайдеры и операторы сотовой связи, платежные системы, накапливающие данные о совершенных транзакциях по платежным картам, прочие компании, которые способны аккумулировать информацию поведенческого и финансового (имущественного) характера о потенциальных заемщиках [136].

Тем самым, альтернативные источники информации Банк России связывает с телекоммуникационными системами. Однако в настоящее время, когда многие услуги предоставляются удаленно, с использованием систем Интернета, мобильных приложений, телекоммуникационные системы становятся технологией, которой пользуются и розничные магазины, и

страховые организации, и банки и тому подобное. Поэтому, по-нашему мнению, все источники информации, не связанные с обслуживанием кредитной задолженности можно рассматривать как альтернативные.

Вопросы использования альтернативных данных при формировании индивидуальных кредитных рейтингов граждан находят широкое обсуждение и за рубежом, в научных работах зарубежных ученых, публичных обсуждениях надзорных органов. Причем среди альтернативных данных может рассматриваться вся релевантная информация о гражданах, которая может качественно улучшить оценки их кредитоспособности и априорно оценить шансы возврата ссуженной задолженности и уплаты процента [38]. Группировки альтернативных источников данных представлены в таблице 1.6.

Таблица 1.6 – Альтернативные источники информации

Группы данных					
Социальные Сети	Смартфоны	Денежные переводы	Психометрические данные	Счета за коммунальные услуги	Рейтинг продавцов электронной коммерции (взгляд потребителя)
получаемые доходы («блогеры»)	количество полученных и отправленных СМС	частота денежных переводов	заявки / опросы	оплата телевидения	качество продуктов и скорость доставки
история посещений	среднее время разговоров	отношения с отправителем	интеллектуальные особенности, честность, деловые качества	счета за газ, электричество	количество возвратов
количество подключенных профилей	схема звонков в день	история денежных переводов	черты характера, личные взгляды, убеждения, уровень мотивации, этика	количество запросов на подключение	объемы и доля продаж
качество профилей в клиентской сети	-	-	-	история платежей	годовой прирост выручки

Источник: составлено автором по материалам компании «CubeScoring»<sup>1)</sup>.

<sup>1)</sup> Cube Scoring : сайт. – URL: <http://cubedev.ru/about/> (дата обращения: 26.03.2021). – Текст : электронный.



Поведение потенциальных заемщиков-физических лиц в социальных сетях может стать качественным дополнением в формировании их платежного профиля. Такая информация будет весьма полезной для кредиторов.

В частности, лица, получающие основной или дополнительный доход через социальные сети, могут указать об этом при заполнении анкеты на предоставление кредита, займа. Другой пример можно привести в отношении индивидуальных предпринимателей или юридических лиц. Если в составе их клиентов есть существенная доля физических лиц, которые имеют плохую кредитную историю, то это может негативно отразиться на конечных кредитных рейтингах таких предпринимателей или юридических лиц в случае их обращения за кредитом.

Современные смартфоны также могут предоставить дополнительную информацию о своих собственниках, которая будет полезной в плане калибровки кредиторами профилей клиентских рисков. Пользователи, которые имеют неоднократные звонки в течение дня от различных абонентов, с большой вероятностью заботятся о своем социальном статусе, что положительно может отражаться на их готовности выполнять финансовые обязательства<sup>1)</sup>. Совершенные денежные переводы позволяют определить их направленность, что помимо прочего, обеспечит более полное отражение совокупных доходов домохозяйств, особенно тех, которые регулярно получают денежные переводы от членов семьи, работающих в других географических регионах [121].

Психометрические данные можно также использовать для формирования поведенческого профиля потенциального заемщика-физического лица и оценки кредитного риска. Понимание того, как реагирует индивиды на различные жизненные ситуации, в том числе экономические кризисы, политические события, как предполагается, позволит заблаговременно производить уточнения в модели потребительского поведения с повторной оценкой кредитных рисков [27; 28].

---

<sup>1)</sup> Cube Scoring : сайт. – URL: <http://cubedev.ru/about/> (дата обращения: 26.03.2021). – Текст : электронный.

Характер выполнения своих обязательств по коммунальным и сопутствующим бытовым услугам свидетельствуют об уровне платежеспособности и готовности обслуживать свою финансовую задолженность, что в конечном итоге будет проецироваться и на характер обслуживания кредитной задолженности. Рейтинг продавцов товаров, реализуемых посредством сети Интернет, также качественно может дополнить портрет потенциального заемщика-физического лица. Интересной для кредиторов в этом аспекте является информация о том, сколько, как часто и в каких объемах (стоимостных) от своего среднемесячного дохода, потенциальные заемщики тратят деньги на приобретение товаров и услуг.

Вместе с тем, расширение традиционных источников информации альтернативными данными предоставляет лишь дополнительные возможности для калибровки существующих моделей кредитного скоринга. Как показало ряд исследований, простое, чисто техническое расширение объема анализируемой информации не всегда приводит к повышению адекватности оценки кредитных рисков и росту одобренных кредитных заявок, в частности для лиц с низким уровнем дохода [125].

Кроме этого, проведенные обширные исследования компанией FICO, которая предлагает программное обеспечение для предиктивной аналитики и формирования кредитных рейтингов заемщиков, показали слабую связь между категорией граждан с невысокой кредитной активностью (состоятельные граждане, не нуждающиеся в кредите; люди старшего поколения; граждане, не имеющие возможности в получении кредита вследствие своего экономического положения) и кредитными рейтингами [120]. В то же самое время, исследования компании «VantageScore Solutions» выявило наличие существенной доли граждан, которые могли бы потенциально получить достаточно хорошие кредитные рейтинги в случае обработки дополнительной, альтернативной информации, несмотря на невысокий возможный прирост в доле граждан с самыми высокими кредитными рейтингами [107].

Научные исследования, проведенные за последние 5 лет, показали, что выверенные современные методы кредитного скоринга и использование наряду с традиционной информацией альтернативных данных, действительно может повысить точность в оценке кредитных рисков заемщиков-физических лиц. В частности, в исследовании, опубликованном Банком международных расчетов [86], проведен компаративный анализ различных моделей, оценивающих риски дефолта заемщиков и уровень потерь при дефолте, при стабильных экономических условиях и в условиях шоков на кредитном рынке. По результатам исследований оказалось, что применение методов машинного обучения, позволяющие обнаруживать в экономических переменных нелинейные связи, а также использование альтернативной информации организациями, предоставляющие займы через онлайн-платформы, позволило получить более точные оценки риска дефолта заемщиков и уровня потерь при дефолте. Такой устойчивый результат был получен как для периода стабильных экономических условий, так и для периода шоков на кредитном рынке. Вместе с тем, преимущество отмеченных выше моделей и вида анализируемой информации перед традиционными моделями несколько снижалось для клиентов с «длинной» кредитной историей.

В завершении обзора применения традиционных и альтернативных источников информации отметим, что доступные в современное время новые технологии хранения и обработки данных (машинное обучение, BigData), «новые» (альтернативные) источники информации, в первую очередь, позволяют повысить финансовую инклюзию (доступность) кредитных продуктов для категории населения, которая в силу объективных причин, пока не имеет сформированной кредитной истории. Альтернативные источники информации в данном аспекте могут рассматриваться кредиторами как дополнительный информационный ресурс, умелое использование которого повысит точность в оценке кредитного риска.

Однако, как отмечалось выше, цифровизация экономических процессов и современный уровень обработки персональных данных, в принципе,

позволяет сформировать цифровой профиль гражданина, то есть получить цифровую модель (аватар) его поведения. По нашему мнению, учитывая этические аспекты общественной и личной жизни гражданина, а также закрепленное в Гражданском кодексе Российской Федерации требование об охране частной жизни гражданина, считаем необходимым ввести в нормативный правовой оборот понятие «доверенного цифрового пространства индивидуального кредитного рейтинга», определение которого мы предложили ранее (С. 44).

## Глава 2

### Анализ деятельности участников процесса формирования индивидуальных кредитных рейтингов в условиях цифровизации

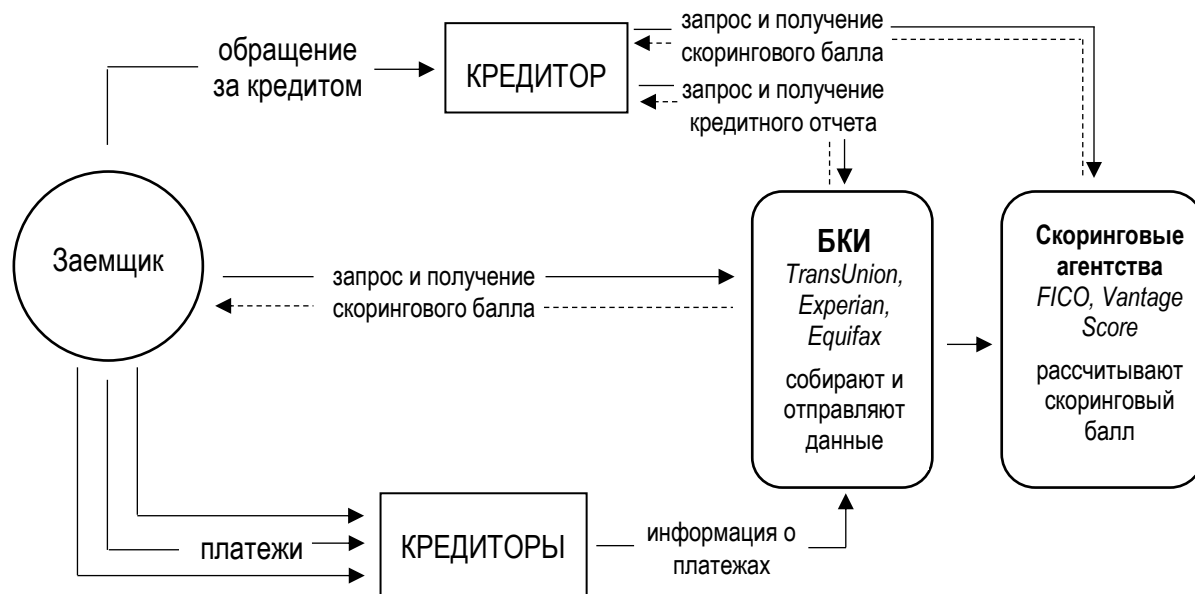
#### 2.1 Анализ зарубежного опыта в формировании индивидуальных кредитных рейтингов

Развитие действующей системы формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации, по нашему мнению, целесообразно осуществлять с учетом содержательного анализа зарубежного опыта и лучших практик в данной сфере. Такого рода анализ, как предполагается, позволит выделить общие и отличительные особенности в системе институтов, участвующие в процессе кредитного рейтингования заемщиков, а также учесть цифровые преобразования на кредитном рынке, которые имеют место в настоящее время. В конечном счете, результаты анализа направлены на выработку взвешенных решений и обоснованию направлений по развитию механизма формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации в условиях цифровизации.

Проанализируем опыт ряда стран, в которых процессы формирования индивидуальных кредитных рейтингов уже имеют долгую историю, что нашло свое выражение в формировании соответствующих институтов [39].

1) Институциональный анализ зарубежного опыта по формированию индивидуальных кредитных рейтингов.

Система формирования индивидуальных кредитных рейтингов в США. Отношения между ключевыми участниками проиллюстрированы на рисунке 2.1. Отметим, что в США на институциональном уровне функционируют множества кредитных бюро, как на региональном, так и на местном уровне [25].



Источник: составлено автором по материалам [109].

Рисунок 2.1 – Формирование индивидуальных кредитных рейтингов в США

Дословно они называются агентствами кредитной информации (*credit reporting agencies*). Однако исходя из функционала, который реализуют агентства кредитной информации, они вполне могут отождествляться с БКИ. Как показано на рисунке 2.1, в США выделяют три крупнейшие организации, которые являются инфраструктурными институтами в части предоставления кредитных отчетов и информации о персональных кредитных рейтингах граждан. В обиходе они получили название БКИ «большой троики». К ним относятся: «Equifax» (создано в 1889 г.), «TransUnion» (1969 г.) и «Experian» (1996 г.) [62]. «Большая тройка» имеет широкую географию своей работы, в том числе они имеют свои бизнес-интересы и в Российской Федерации [39]. Компания «Equifax» на текущий момент представлена более чем в 20 странах мира. До недавнего времени она была представлена и в Российской Федерации через свою дочернюю компанию БКИ «Эквифакс». В текущих условиях она полностью вышла из капитала и сменила название на БКИ «Скоринг бюро». Компания «TransUnion» является акционером и стратегическим бизнес-партнером российской БКИ «НБКИ», а для российского БКИ «ОКБ» компания «Experian» является материнской компанией.

БКИ аккумулируют информацию об обслуживании ссудной задолженности, физическими лицами.

Примечание – Помимо основной информации о платежной дисциплине заемщика, качестве обслуживания своей кредитной задолженности, БКИ получают информацию и от коллекторских агентств, решений судов о взыскании задолженности, признании банкротства, изъятия заложенного имущества.

Перечень профессиональных кредиторов в данном контексте достаточно широкий и состоит, в частности, из банков, организаций-эмитентов кредитных карт, а также специализированных организаций, предоставляющие ссуды студентам или под покупку автомобилей. Далее БКИ обрабатывают имеющуюся информацию и формируют соответствующие кредитные отчеты, а также рассчитывают индивидуальные кредитные рейтинги. Также отметим, что БКИ при формировании кредитных рейтингов с недавнего времени постепенно расширяют источники информации, на основе которой можно не только зафиксировать текущее качество обслуживания кредитной задолженности, но и прогнозировать ее возможное изменение. В этом аспекте БКИ «большой тройки» («Equifax», «TransUnion», «Experian») сотрудничают с финтех-компаниями, которые аккумулируют альтернативную информацию о гражданах [39].

Каждое БКИ оказывает услуги разным кредиторам. Поэтому не все кредиты и займы регистрируются в каждом из трех бюро «большой тройки». Отсюда следует возможная вариация в уровне кредитных рейтингов для одних и тех же заемщиков, но в разных БКИ. Интересным с практической точки зрения представляет использование кредитных отчетов. В США кредитные рейтинги уже находят более широкое применение по сравнению с Российской Федерацией. Кредитный отчет могут запросить потенциальные организации или лица, предоставляющие имущество в аренду, предоставляющие страховые услуги, коммунальные услуги. Даже потенциальные работодатели могут заинтересоваться уровнем кредитного рейтинга конкретного гражданина, претендующего на вакантное рабочее

место. При этом вопрос предоставления данных о кредитной истории, либо о кредитном рейтинге третьим лицам охраняется строго законом [39].

Примечание – В США действует Закон о справедливой кредитной отчетности «Fair Credit Reporting Act» (*FCRA*), который защищает персональные данные. И в случае необходимости получения полного кредитного отчета для заключения договора заинтересованная сторона (потенциальные арендодатели, работодатели, поставщики коммунальных услуг, страховщики и др.) только с согласия пользователя услуг может получить такие данные.

Особенностью процесса формирования и использования информации о кредитных рейтингах в США является условное разделение этой задачи на две составляющие. Вначале БКИ на основе договорных и возмездных условиях передают аккумулированные данные по заемщикам скоринговым агентствам. Как видно из представленного рисунка 2.1, крупнейшими скоринговыми агентствами в США являются FICO и VantageScore. Последние, в свою очередь, проводят кредитный скоринг и присваивают индивидуальные кредитные рейтинги заемщикам. В том случае, когда кредиторам или займодавцам необходимо принять решение о предоставлении кредита или займа они формируют запросы в БКИ и скоринг-агентства, получая в ответ кредитные отчеты и кредитный рейтинг с рассчитанными скоринговым баллами.

Потенциальные и текущие заемщики также могут запросить данные о кредитном рейтинге. В этом случае они могут обратиться в одно из действующих БКИ. И в этом случае они получают сразу и кредитный отчет, и сведения о присвоенном индивидуальном кредитном рейтинге. Важно отметить тот факт, что запросы граждан на предмет предоставления информации о присвоенном индивидуальном кредитном рейтинге, могут рассматриваться как «жесткие» запросы (*«hard» inquiry*) [39]. Другими словами, частота запросов, в конечном счете, может негативно повлиять на кредитный рейтинг. С другой стороны, если такие запросы осуществляет кредитная организация, например, в целях маркетинга своих услуг заемщикам, то индивидуальный кредитный рейтинг не изменяется.



Акцентируем внимание, что сами БКИ, помимо запросов по кредитным заявкам, продают кредиторам интересующую их информацию о заемщиках-физических лицах в целях маркетинга. В частности, кредитные организации в пределах своего «аппетита к риску» могут обращаться в БКИ, например, для поиска пула клиентов с не очень «хорошей» кредитной историей, которым в ближайшее время может потребоваться кредит или заём, или его рефинансирование. И БКИ формируют список таких заемщиков, подходящие по заявленным критериям, и вместе с контактными данными направляют кредиторам [108].

В аспекте взаимодействия БКИ и граждан отметим тот факт, что запросы на предоставление кредитных отчетов, как правило, удовлетворяются на безвозмездной основе один раз в год.

Примечание – В нестандартных ситуациях (безработица, кража личных данных, мошенничество) физическое лицо может получить бесплатно сведения по своей кредитной истории в форме отчета несколько раз в год.

Вместе с тем, БКИ не обязаны предоставлять на безвозмездной основе информацию об индивидуальных кредитных рейтингах. В определённой степени запросы граждан по кредитным рейтингам могут быть удовлетворены без осуществления денежных затрат за счет специальных интернет-сервисов [39]. Примеры таких сервисов приведены в таблице 2.1.

Следует обратить внимание, что на приведенных выше бесплатных интернет-сервисах, есть предупреждение граждан о возможных расхождениях в скоринговых баллах, предоставляемыми этими сервисами, с одной стороны, и банками, куда будет обращаться физическое лицо, – с другой.

Подчеркнем, что ключевым институтом, обеспечивающим чисто технический расчет индивидуальных кредитных рейтингов граждан, являются скоринговые агентства [39]. По нашему мнению, выделение отличительных черт в развитии моделей кредитного скоринга в США, функциональных возможностей наиболее популярных моделей, позволит, как предполагается,

наилучшим образом использовать наработанный опыт по формированию кредитных рейтингов граждан в Российской Федерации.

Таблица 2.1 – Специализированные Интернет-ресурсы по предоставлению информации на безвозмездной основе о кредитных рейтингах физических лиц

Интернет-сервис	Поставщик кредитного рейтинга	Источник кредитного отчета	Дополнительные услуги
«Credit carma»	FICO, VantageScore	«Equifax»	Персонализированные рекомендации по кредитным картам и кредитам, финансовые калькуляторы, информационные аналитические публикации
«DISCOVER»	FICO	«Equifax»	Является эмитентом кредитных карт «Discover», предлагает широкий круг займов (студенческих, потребительских, под ипотеку), онлайн-банкинг
«WalletHub»	VantageScore	«TransUnion»	Бесплатный мониторинг своей учетной записи «transunion», а также такие услуги, как индивидуальные советы по улучшению кредитной истории, рекомендации по кредитным картам и предупреждения о сбережениях

Источник: составлено автором по материалам [108].

Далее рассмотрим систему формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Европе. С научной и практической точки зрения европейский опыт также заслуживает пристального внимания и проведения содержательного анализа. В рамках исследуемой темы нас, прежде всего, интересует положительные аспекты организационных приемов и наработанных методик, которые можно было бы имплементировать в российскую практику формирования индивидуальных кредитных рейтингов физических лиц. Охарактеризуем комплекс институтов, которые в той или иной степени участвуют в процессе подготовки кредитных отчетов и формировании индивидуальных кредитных рейтингов:

а) *Кредитные реестры (credit registers)*. Первые государственные реестры появились более 70 лет назад. Так, в Германии они были созданы в 1934 году, во Франции в 1946 году, в Бельгии, Италии и Испании – они появились уже в послевоенное время [62]. В целом, организационно-правовая форма деятельности кредитных реестров и институциональная подчинённость отличается по странам Европы. Кредитные реестры могут функционировать при центральных банках, либо иметь частную форму организации [25]. Вместе с тем, как отмечается в научной литературе, те кредитные реестры, которые работают при центральных банках или иных государственных надзорных органах, принято называть государственными кредитными реестрами (далее – ГКР). Кредиторы поддерживают на актуальной основе постоянный обмен кредитной информацией с ГКР. Вместе с тем подчеркнем, что среди европейских стран отсутствует единый подход в регламентации видов аккумулированной ГКР информации, сроках ее хранения. Например, в таких странах как Португалия, Франция, Бельгия большое внимание уделяется негативной информации о характере обслуживания ссудной задолженности (основного долга, процентов) [39].

Государственные кредитные реестры при этом строго соблюдают принцип конфиденциальности. По сути доступ к кредитной информации имеют только организации, участвующие в процессе кредитования [25-26]. ГКР в той или иной стране имеют свои отличительные особенности по собираемой информации, ее минимального состава, негативного и/или положительного характера представления данных о заемщиках, пороговых значений суммы кредита для внесения такой информации в реестр. Интересным с практической точки зрения является пример Франции, где ГКР и Банк Франции формируют единую национальную картотеку и заемщиках. Во Франции, в отличие от других европейских стран, а также США, где весомую роль в формировании индивидуальных кредитных рейтингов выполняют частные БКИ, именно государство в лице Банка Франции обеспечивает развитие системы оценки и контроля за платежной дисциплиной заемщиков, формировании кредитных рейтингов.

б) *БКИ*, как институт, относится к инфраструктуре кредитного рынка. И в этом аспекте их деятельность в США, европейских странах, Российской Федерации имеет довольно схожие черты. В тоже самое время, в европейских странах, а также в США БКИ при поддержке государства формируют новую архитектуру сбора и обмена информацией между участниками кредитного процесса. В результате образуются новые участники обмена, а БКИ получают возможность обрабатывать не только традиционную (кредитную) информацию, содержащуюся в кредитных отчетах, но дополнительную информацию из альтернативных источников. Тем самым, БКИ становятся центральным институтом в архитектуре сбора и обмена информацией между прямыми и косвенными участниками кредитного процесса.

БКИ могут создаваться в разных организационно-правовых формах. В таких странах как Бельгия, Германия, Испания, Италия, Португалия БКИ функционируют как частные и государственные институты. Отличия существуют и в общем регламенте работы с кредитной информацией, выражающиеся в различных сроках ее хранения.

Примечание – В Швеции и Бельгии срок хранения информации о заёмщике составляет до 10 лет, в Дании – 5 лет, в Нидерландах в случае непогашения кредитных обязательств информация хранится бессрочно, а в случае погашения – удаляется через 5 лет. В Германии после погашения информация удаляется через 3 года.

Тем самым, европейские страны по-разному смотрят или, другими словами, оценивают временной интервал кредитной истории, который может быть определяющим в оценке кредитоспособности заемщиков.

Рассмотрим в качестве примера Общество по обеспечению безопасности кредитных операций (далее – «SCHUFA»), функционирующая в Германии. По своему функционалу это общество, в принципе, соответствует определению БКИ. Поэтому в дальнейшем будем использовать выражение БКИ «SCHUFA». В общей совокупности «партнерами» БКИ «SCHUFA» являются порядка 9000 организаций: коммерческие банки, кооперативные банки, сберегательные кассы, фирмы, предлагающие кредитные карты, ипотечные и строительно-

сберегательные банки, лизинговые компании, предприятия розничной торговли, предоставляющие гражданам денежные или товарные кредиты потребительского характера [25]. Такое партнерство позволяет получить БКИ широкий спектр альтернативной информации о физических лицах, которая включает данные об их экономической активности в сфере электронной коммерции, в получении услуг аренды, телекоммуникации, страхования, коммунальных услуг и тому подобное [118]. Информация хранится в БКИ в течение ограниченного периода времени, а «жесткие» запросы на предоставление кредита или проверка кредитоспособности другими организациями удаляются ровно через 12 месяцев. Информация о погашенной кредитной задолженности, счетам выпущенных кредитных карт, судебным приказам информация удаляется через 3 года.

БКИ «SCHUFA» в настоящее время является основным институтом в стране, который обеспечивает кредиторов и граждан индивидуальными кредитными рейтингами. Формирование рейтингов позволяет достаточно быстро принимать решения по поводу предоставления кредита. Вместе с тем, как было указано выше, приложение кредитных рейтингов физических лиц в Германии гораздо шире, нежели чем только решение вопроса кредитования. Кредитный рейтинг часто запрашивают арендодатели, телекоммуникационные компании и другие заинтересованные стороны до заключения договоров с физическими лицами. И в случае низкого кредитного рейтинга обслуживающие организации могут отказать в предоставлении услуг.

В таблице 2.2 представлена информация, используемая БКИ «SCHUFA» при формировании кредитных рейтингов физических лиц. На практике вышеприведенную вероятность переводят в баллы с диапазоном значений от 0 до 100. Считается, что 90 и выше баллов наделяют физическое лицо высокими шансами в получении кредитных и некредитных услуг.

Таблица 2.2 – Категории риска, используемые в БКИ «SCHUFA», при формировании кредитных рейтингов физических лиц

В процентах

Вероятность	Категория риска
>97,5	«очень низкий риск»
95-97,5	«низкий риск до управляемого уровня»
90-95	«удовлетворительный риск до повышенного уровня»
80-90	«существенно повышенный до высокого уровня»
50-80	«очень высокий риск»
<50	«критический риск»
Примечание – Значение 95% указывает на то, что заемщик будет обслуживать свою кредитную задолженность с вероятностью 95%.	

Источник: составлено автором по материалам [118].

в) *Кредитные организации.* В рамках исследуемой темы выделим лишь отличительные особенности современной практики деятельности кредитных организаций в вопросе формирования индивидуальных кредитных рейтингов заемщиков-физических лиц. Прежде всего, следует отметить, что, как и в Российской Федерации, США, кредитные организации при решении вопроса о предоставлении кредита оценивают кредитоспособность заемщиков, классифицируют их той или иной категории. Однако получение кредитными организациями объективных оценок относительно кредитоспособности физических лиц, формировании прогноза относительно их потребительского поведения в части обслуживания кредитной задолженности сегодня обеспечивается обменом информации с широким кругом институтов: БКИ, ГКР, финтех-компаниями, специализирующиеся на агрегировании и анализе информации о платежной дисциплине физических лиц в части приобретения ими некредитных услуг.

В таблице 2.3 приведена краткая характеристика отношений между БКИ, ГКР и банками в некоторых странах Европы. Учитывая современный уровень цифровизации, активное внедрение современных информационных технологий на кредитном рынке, в Европе, как и в США, набирают обороты цифровые платформы предоставления онлайн-займов.

Таблица 2.3 – Краткая характеристика отношений между БКИ, ГКР и банками в ряде европейских стран

Страна	Характеристика институтов и отношений между ними
Бельгия	Частное БКИ «UPC-BVK Association». База данных включает только негативные сведения о платежной дисциплине заемщика. Информация охватывает около 95 % сектора потребительского кредитования и 90% - жилищного финансирования. Данные хранятся от 1 года до 10 лет. Функционируют два ГКР. ГКР, обрабатывающий информацию по юридическим лицам (сохраняется позитивная и негативная информация). ГКР, обрабатывающий информацию по физическим лицам (сохраняется негативная информация). В случае погашения задолженности записи удаляются по истечении 1 года. Остальная информация не хранится более 10 лет
Германия	Созданное в 1934 г. ГКР функционирует во взаимодействии с банками и БКИ. Функционирует некоммерческое частное «Общество по обеспечению безопасности кредитных операции (БКИ) «Bundes Schufa» (под управлением Deutsche Bundesbank). Обмен информации происходит между «Schufa» и банками (обязательное предоставление информации), страховыми компаниями, арендаторами жилья. Предоставляет позитивную и негативную информацию. При наличии идеальной кредитной истории по истечении 3 лет ее обнуляют
Испания	Частное БКИ «Credinformasoes», находится под управлением «ASFAC» и «Equifax». Функционирует ГКР, находится под управлением Центрального банка Португалии. Кредитные учреждения, лизинговые, финансовые компании обязаны ежемесячно подавать соответствующие сведения в ГКР
Италия	Осуществляют деятельность два частных БКИ «CRIF» и «Consorzio per la tutela del credito» (СТС), при этом доминирует «CRIF», созданная консорциумом малых и средних банков с аккумулярованием позитивной и негативной информации. Осуществляют деятельность ГКР с обязательным участием в нем всех коммерческих банков: предоставляет банкам информацию о потенциальных заемщиках только в отношении кредитов, выданных за последние 12 месяцев

Источник: составлено автором по материалам [62].

В качестве примера можно привести финтех-компанию «Zora». Причем их функционал таких цифровых платформ не ограничивается только лишь предоставлением технических возможностей для предоставления одноранговых заимствований (P2P кредитования). Цифровые платформы также предоставляют услуги по формированию индивидуальных кредитных

рейтингов, которые отличаются хорошей надежностью, особенно по заемщикам с небольшой кредитной историей.

Таким образом, отличительной особенностью европейских стран в вопросе формирования индивидуальных кредитных рейтингов является функционирование таких институтов, как государственные кредитные реестры, которые непосредственно принимают участие в формировании индивидуальных кредитных рейтингов. Во многих странах, например, в той же Франции, эти реестры работают при надзорном органе. Вместе с тем, в ряде европейских стран, как и в США, выделяются крупнейшие БКИ. В остальном, архитектура институтов и взаимосвязей между ними имеют схожие черты с США, где действуют частные БКИ.

2) Анализ моделей кредитного скоринга и содержания категорий индивидуального кредитного рейтинга.

Анализируя, в целом, международный опыт, отметим, что весьма распространенной в банковской практике многих стран, включая, и Российскую Федерацию, является модель кредитного скоринга (далее – FICO), разработанная одноименной аналитической компанией в США. С 1956 года данная компания получила широкую известность во всем мире благодаря развитию целого класса моделей кредитного скоринга, которые оказались достаточно надежными в оценке кредитоспособности заемщиков. Отметим, что БКИ «большой тройки» в той или иной организационно-управленческой форме были представлены и в Российской Федерации. Компания «Equifax» до недавнего времени была представлена в Российской Федерации через дочернюю компанию БКИ «Эквифакс». В текущих условиях она полностью вышла из капитала, а БКИ в Российской Федерации сменила название на БКИ «Скоринг бюро». Компания «TransUnion» является акционером и стратегическим бизнес-партнером российской БКИ «НБКИ», а для российского БКИ «ОКБ» компания «Experian» является материнской компанией. При этом справедливо заметим, что в США, помимо модели FICO, существует целый класс моделей скоринговых агентств «большой тройки»,



как было показано на рисунке 2.1, которые получили название VantageScore. Однако по своей архитектуре и общему подходу к формированию кредитных рейтингов физических лиц они довольно близки к моделям FICO. Поэтому без существенной информационной потери в описании общего предназначения эти двух классов моделей остановимся на моделях FICO, как широко применяемых в практике кредиторов, как в США, так и в других странах мира.

Модели FICO разработаны в 1980-е годы. За все время своего применения они получили широкую популярность как среди традиционных заинтересованных (физических лиц, БКИ, кредитных организаций), так и новых пользователей (страховщики, работодатели, арендодатели и тому подобное). Кроме этого, в силу развития современных информационных технологий, цифровизации многих бизнес-процессов и развития баз данных о клиентах, модели FICO постоянно претерпевают качественные улучшения, чтобы наилучшим образом оценить текущую и будущую кредитоспособность заемщиков. Эти улучшения нашли выражение в различных версиях моделей кредитного скоринга. В таблице 2.4 приведены виды моделей FICO.

Таблица 2.4 – Развитие основных моделей FICO в США

Модель	БКИ «большой тройки»			Год разработки
	«TransUnion»	«Equifax»	«Experian»	
1	2	3	4	5
FICO98	FICO Risk Score Classic 98	Equifax Beacon 96	Experian FICO Score 2 (также известное как Experian FICO Risk Model v2)	1998
FICO 4	Transunion FICO Score 4 (Transunion FICO Risk Score Classic 4)	Equifax FICO Score 5 (Equifax Beacon 5.0)	Experian FICO Score 3 (Experian FICO Risk Model v3)	2004
FICO Score 8	Transunion FICO Score 8 (Transunion FICO 8 Risk Score или FICO Risk Score, Classic 8)	Equifax FICO Score 8 (Equifax Beacon 8)	Experian FICO Score 8 (Experian FICO Risk Model v8)	2008
FICO Score 9	Transunion FICO Score 9 (Transunion FICO 9 Risk Score или FICO Risk Score, Classic 9)	Equifax FICO Score 9 (Equifax Beacon 9)	Experian FICO Score 9 (Experian FICO Risk Model v9)	2009

## Продолжение таблицы 2.4

1	2	3	4	5
FICO Score XD	без отдельного названия, используется в рамках предыдущих версий FICO	без отдельного названия, используется в рамках предыдущих версий FICO	без отдельного названия, используется в рамках предыдущих версий FICO	2016
FICO Score XD2	без отдельного названия, используется в рамках предыдущих версий FICO	без отдельного названия, используется в рамках предыдущих версий FICO	без отдельного названия, используется в рамках предыдущих версий FICO	2018
FICO Score 10, FICO Score 10T	отсутствует название в рамках БКИ	отсутствует название в рамках БКИ	отсутствует название в рамках БКИ	2020
Примечание – FICO разработала широкий класс специализированных модели (например, «FICO Auto Score», «FICO Mortgage Score», «FICO Bancard Score», а также «FICO 2»).				

Источник: составлено автором по материалам компании FICO<sup>1)</sup>.

Как видно из таблицы 2.4, в последние 10 лет возросла частота модификаций моделей, заключающееся в пересмотре факторов кредитоспособности граждан, в ранжировании по их важности, включении в модели помимо традиционных альтернативных источников данных.

В настоящее время наиболее применяемой в практике предоставления кредита, займа является модель FICO 8<sup>2)</sup>. По характеру используемых данных ее можно назвать классической, которая фокусирует внимание на традиционных источниках информации о заемщике, что представлено в таблице 2.5.

Таблица 2.5 – Диапазоны кредитного рейтинга и возможности в получении кредита, займа по модели FICO 8

Диапазоны кредитного рейтинга	Характеристика уровня кредитоспособности и заемщика	Возможность получения кредита, займа
1	2	3
300-579	Очень плохое	Крайне сложно получить традиционный кредит и кредитную линию. Рекомендуется использовать обеспеченные кредитные карты и рефинансирование для возобновления рассмотрения вопроса о предоставлении кредита, займа

<sup>1)</sup> FICO : сайт.– URL: <https://www.fico.com> (дата обращения: 15.05.2020). – Текст : электронный.

<sup>2)</sup> Описание модели «FICO 8» приведено в работе [114].

Продолжение таблицы 2.5

1	2	3
580-669	Плохое	Заемщик может претендовать на некоторые виды кредита, займов и кредитные линии, но процентные ставки, вероятно, будут высокими
670-739	Хорошее / среднее	Заемщик может претендовать на получение многих традиционных видов кредита, займов, но процентные ставки и условия могут быть не самыми лучшими
740-799	Очень хорошее	Заемщик может претендовать на получение многих традиционных видов кредита, займов с комплексом возможных льгот и низкими процентными ставками
800-850	Превосходное	Высокие шансы получения большинства видов кредита, займов и кредитных линий с низкими процентными ставками и выгодными условиями

Источник: составлена автором на основе материалов компании FICO<sup>1)</sup>.

По данной кредитной модели диапазон скоринговых баллов варьируется от 300 до 850. Значения, близкие нижней части указанного диапазона говорят о низком кредитном рейтинге заемщика, и наоборот. Как предполагается, высокий скоринговый балл позволяет увеличить шансы на одобрение кредитной заявки у кредитора с получением более выгодных ценовых условий.

В таблице 2.6 указаны основные факторы кредитного рейтинга с весовыми коэффициентами, которые оцениваются скоринговой моделью «FICO 8».

Таблица 2.6 – Факторы кредитного рейтинга в модели «FICO 8»

В процентах

Название фактора	Процентный вес в кредитном рейтинге	Краткая характеристика
1	2	3
История платежей	35	Наибольший по важности фактор. Отражает своевременность оплаты и возврата ссудной задолженности
Использование кредита	30	Показывает, какая часть от установленного лимита по кредиту фактически используется заемщиком. Определяется путем деления общей суммы долга на общую сумму установленных кредитных лимитов

<sup>1)</sup> FICO : сайт.– URL: <https://www.fico.com> (дата обращения: 15.05.2020). – Текст : электронный.

Продолжение таблицы 2.6

1	2	3
Продолжительность кредитной истории	15	Средняя календарная длительность кредитной истории заемщика
Кредитный «микс»	10	Отражает наличие различных типов активных кредитных линий, предоставленных заемщику (например, ипотека, кредитные карты, студенческие ссуды)
Новый кредит	10	Заявки на получение ссуды или кредитной карты запускает процесс «жесткого» запроса кредитора скоринговому агентству на предоставление информации о кредитном рейтинге. Обычно, такие запросы несколько снижают кредитные рейтинги. Но, в случае дальнейшего своевременного обслуживания кредитной задолженности значение рейтинга в этой части восстанавливается

Источник: составлена автором по материалам «Experian»<sup>1)</sup> и FICO<sup>2)</sup>.

Сопоставление скоринговых моделей, отличающиеся по составу анализируемых персональных характеристик физических лиц, как действующих заемщиков, так и потенциальных, приведено в таблице 2.7.

Таблица 2.7 – Общие и особенные характеристики кредитных скоринговых моделей FICO 9 и FICO Score XD

Характеристики	Модели кредитного скоринга	
	FICO 8	FICO Score XD2
1	2	3
Диапазон шкалы кредитного рейтинга	300-850	300-850
Тип источника информации	традиционные источники	традиционные источники и альтернативные источники
Охват физических лиц	физические лица, имеющие кредитную историю, которой достаточно для обеспечения расчета скорингового балла	физические лица, имеющие кредитную историю, а также физические лица: 1) не имеющие кредитной истории (из числа студентов, иммигрантов, людей преклонного возраста). 2) имеющие кредитную историю, зафиксированную в БКИ, но которой недостаточно для обеспечения расчета скорингового балла
Использование в практике кредиторов	наибольшее применение	используется как дополнение к традиционным скоринговым моделям, наряду с FICO Score XD проходит тестирование

<sup>1)</sup> Experian : сайт. – URL: <https://www.experian.com/blogs/ask-experian/infographic-what-are-the-different-scoring-ranges/> (дата обращения: 05.04.2021). – Текст : электронный.

<sup>2)</sup> FICO : сайт.– URL: <https://www.fico.com> (дата обращения: 05.05.2020). – Текст : электронный.

Продолжение таблицы 2.7

1	2	3
Различие в скоринговых баллах по сравнению с другими моделями FICO	имеются	имеются
Сопоставимость результатов с традиционными моделями FICO	сопоставимые	преимущественно сопоставимые: большинство заемщиков-физических лиц (75%) с суммой баллов больше 620 сохраняют высокий кредитный рейтинг по традиционной модели FICO 8 в ближайшие 24 месяца
Примечание – В международной практике ограниченный объем информации о субъекте кредитной истории, размещаемой в БКИ, называется «тонким» файлом ( <i>thin files</i> ).		

Источник: составлено автором по материалам [113; 123].

В качестве сопоставления рассмотрены модели «FICO 9» и «FICO Score XD2» [113; 123]. Компаративный анализ кредитных скоринговых моделей «FICO 9» и «FICO Score XD2» позволяет выделить следующие преимущества и ограничения подходов построения кредитных рейтингов для физических лиц в США:

а) Использование единой шкалы категоризации кредитных рейтингов. Такой подход обеспечивает единое понимание пределов изменений кредитного рейтинга, что облегчает в некоторой степени восприятие данной метрики интересантами (заемщиками, страховщиками, арендодателями, работодателями, кредиторами).

б) Новые модели FICO Score XD и FICO Score XD2 позволяют получить преимущественно сопоставимые результаты с традиционными моделями FICO рейтингования с хорошим уровнем прогностической силы кредитоспособности физических лиц. Причем, как заявляют разработчики, такое сопоставление, конечно же, не является простой «подгонкой» новых моделей. Об этом свидетельствуют существующие различия в конечных скоринговых баллах. Но вместе с тем, они не являются столь существенными и позволяют выделить группы заемщиков с устойчивым отношением к той или иной группе. При этом отметим, что по действующим, традиционным моделям

FICO (без включения альтернативных источников данных) также наблюдаются некоторые расхождения. В качестве примера в таблице 2.8 приведены различия в классификации заемщиков по категориям кредитного рейтинга в моделях FICO 8 и FICO Score 9 по базе данных «TransUnion».

Таблица 2.8 – Различия в классификации заемщиков по категориям кредитного рейтинга в моделях «FICO 8» и «FICO Score 9» по базе данных «TransUnion»

В процентах

FICO 8	FICO Score 9							
	300-559	560-599	600-639	640-679	680-719	720-759	760-799	800-850
300-559	83,3	12,9	3,5	0,3	0,0	0,0	0,0	0,0
560-599	32,5	38,4	22,6	5,9	0,6	0,0	0,0	0,0
600-639	4,0	21,0	41,7	26,8	5,9	0,6	0,1	0,0
640-679	0,1	1,5	16,4	50,5	26,2	4,6	0,7	0,1
680-719	0,0	0,0	0,8	18,1	52,1	24,2	4,1	0,7
720-759	0,0	0,0	0,0	0,6	19,3	53,2	24,9	2,0
760-799	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	13,4	56,3	30,0
800-850	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	6,7	93,2

Примечание – Для построения матрицы использовались базы данных TransUnion : сайт. – URL: <https://www.transunion.com> (дата обращения: 18.04.2021). – Текст : электронный.

Источник: составлено автором по материалам компании «TransUnion».

Каждая ячейка кросс-таблицы 2.8 показывают процент заемщиков, отнесенных к той или иной категории кредитного рейтинга по анализируемым моделям. Например, в диапазоне значений скорингового балла 640-679 моделей FICO 8 и FICO 9 только 50,5% заемщиков были отнесены к одной и той же категории. С другой стороны, в диапазон значений 600-639 баллов по модели FICO 9 были включены 16,4% заемщиков, которые относились к более «сильной» категории (640-679 баллов) модели FICO 8. В целом, анализируя правую от диагонали часть табличных данных, становится понятно, что следующее поколение традиционной модели, а именно FICO Score 9, дает более «выгодную» позицию для заемщиков в диапазоне скоринговых баллов от 600-799. И только в крайних значениях шкалы (300-559, 800-850) значения

баллов в большей мере согласуются между собой.

б) Кредиторы преимущественно работают с традиционными моделями кредитного скоринга и формирования кредитного рейтинга физическим лицам. Следует отметить, что любая новая информация, доступная и анализируемая кредиторами, может иметь как положительные, так и отрицательные проекции. В целом, на основе исследований, проведенные в США, использование альтернативного типа информации (своевременность уплаты счетов по электроэнергии, прочим коммунальным платежам, арендным платежам, частота и суммы пополнения средств мобильной связи, платежи по электронной коммерции и др.) наряду с традиционным типом может значительно расширить диапазон потенциальных клиентов-заемщиков.

Примечание – На основе проведенных исследований FICO в 2021 году против 190 млн. записей в БКИ порядка 53 млн человек не имеют скорингового балла. При этом они реально могут рассматриваться в качестве претендентов на кредит или заём. Из них: 25 млн человек не имеют записей в БКИ, а по 28 млн человек недостаточно сведений в БКИ, чтобы рассчитать скоринговый балл [112].

В таблице 2.9 представлены сегменты населения, которые могли бы получить преимущества в получении кредита или займа при условии дополнительного анализа альтернативных источников информации.

Под преимуществами в данном контексте понимается выгодные по сравнению с другими заемщиками той же категории ценовые и не ценовые условия предоставления кредита или займа. Вместе с тем, считаем необходимым выделить факторы, которые сдерживают широкое применение методов формирования кредитных рейтингов на основе дополнительного анализа альтернативных источников информации:

1) В силу размещения данных о текущих и потенциальных заемщиках в электронных базах данных существует риски несанкционированного доступа («взлома») к широкому спектру поведенческой информации о домохозяйствах.

Таблица 2.9 – Потенциальные бенефициары среди населения при условии дополнительного анализа альтернативных источников информации

В процентах

Сегменты	Медианное значение возраста	Имеющиеся традиционные источники (кредитной информации) в БКИ	Процент от общего количества заявок на кредит	Процент заявок, по которым возможно рассчитать скоринговый балл по модели «FICO Score XD»
«Неактивное» население	73	«устаревшие данные»: среднее время с момента последнего обновления составляет 56 месяцев	1-4	60-65
Заемщики с негативной информацией в кредитных отчетах	43	«устаревшие данные»: среднее время с момента последнего обновления составляет 36 месяцев	20 - 30	70 -75
Население, интересующееся вопросом кредитования	23	большинство из кандидатов на кредит формируют только запросы без последующего кредитования. Большинство скоринговых систем не рассчитывают скоринговый балл	35-40	80-85
Население без кредитной истории	27	отсутствуют	35-40	50-55

Источник: составлено автором по материалам [162].

2) Для определенной доли действующих заемщиков дополнительный анализ альтернативной информации может негативно отразиться на их кредитных рейтингах. Текущие заемщики могут быть отнесены к группе заемщиков с более высоким кредитным риском.

3) Возможные допущенные ошибки в персональных данных заемщиков, могут оказать негативное влияние на кредитные рейтинги. Это может произойти в случае заполнения гражданами сведений о себе в процессе получения не кредитных услуг. Финтех-компании, которые занимаются аналитической обработкой такой информации, могут на основе договорных отношений передавать ее тем же скоринговым агентствам. И в результате, допущенные ошибки могут повлиять на конечный скоринговый балл.

4) Не все «новые» клиенты кредиторов окажутся на практике кредитоспособными. Это может увеличить существующий разрыв в обществе между различными слоями населения. При этом нельзя исключить и случаев «намеренного» предоставления (навязывания) кредиторами ссуд заемщикам с



невысокой кредитоспособностью под более высокие ценовые и не ценовые условия. Кроме этого, присвоение кредитного рейтинга можно рассматривать как цифровое выражение «социального» статуса граждан, что может иметь далеко идущие и не всегда положительные последствия [117].

5) Физические лица, которым присвоен кредитный рейтинг и претендующий на кредит или заём могут столкнуться с проблемой воздействия текущего рейтинга на их модель потребительского поведения. И в данном случае кредит не будет способствовать более рациональному поведению с точки зрения сложившегося уклада домохозяйств (стимулирующая функция). В частности, потребители услуг расставляют приоритеты в совершении платежей. Причем в ряде случаев, в том числе, форс-мажорных обстоятельствах, когда будут нарушены платежные обязательства, государство реализует меры по защите потребителей. Наличие же полной, в том числе не кредитной, альтернативной информации о наличии просрочек оплаты услуг, может в моменте негативно отразиться на кредитном рейтинге. Хотя, в конечном счете, граждане будут оплачивать свои долги по счетам [117].

Альтернативой моделям скорингового агентства FICO является модель VantageScore, которая впервые была представлена в 2006 году. Она стала результатом совместной разработки БКИ «большой тройки» и на сегодняшний день уже существует 4-е поколение – VantageScore 4.0. Как было отмечено ранее, по своей архитектуре и общему подходу она близка к моделям FICO. В частности, она конкурирует с моделями FICO Score XD и FICO 10T, где в последней модели строятся и оцениваются, так называемые, тренды (T) в изменении кредитных обязательств заемщиков. К слову, результаты рейтингования доступны физическим лицам на платной основе.

Выделим наиболее общие методические подходы, используемые при формировании кредитных рейтингов на основе применения моделей FICO Score XD и VantageScore 4.0:

- использование как традиционной, так и альтернативной информации;

Примечание – В модели «VantageScore 4.0» учитываются доступные данные по арендным платежам, коммунальным услугам и услугам связи.

- единый диапазон предельных значений по шкале и единое название категорий кредитного рейтинга (от 300 до 850 баллов);
- преимущественно единые факторы кредитного скоринга.

Примечание – До версии модели «VantageScore Rating 3.0» использовались те же пять факторов, что и в моделях FICO.

В тоже самое время можно отметить некоторые различия:

- разные диапазоны шкал, определяющие соответствующие категории кредитного рейтинга, представленные в таблице 2.10.

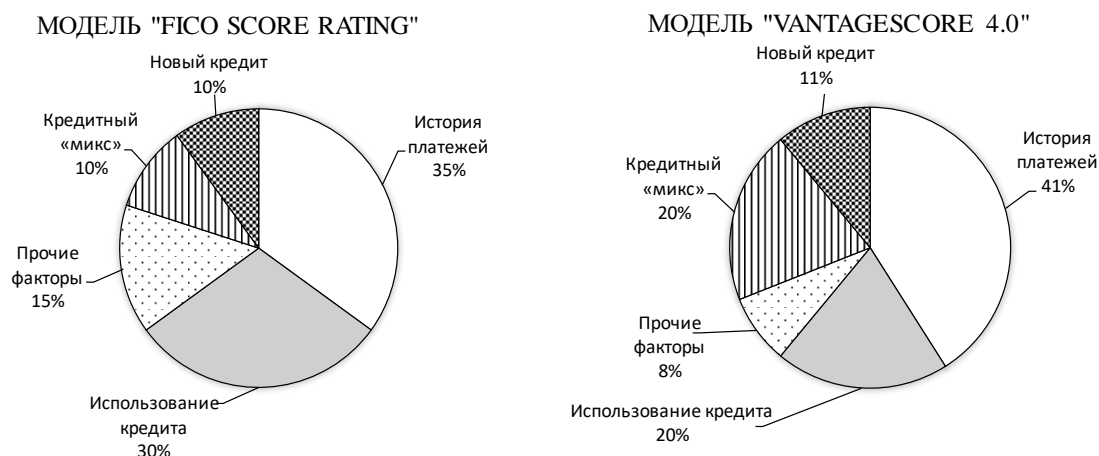
Таблица 2.10 – Распределение населения США по категориям кредитного рейтинга на основе моделей FICO Score Rating и VantageScore Rating 4.0 на начало 2021 года  
В процентах

Кредитный рейтинг на основе модели	Диапазон значений	Процент от всех заемщиков
«FICO Score Rating»		
«Очень плохой»	300-579	16
«Плохой»	580-669	17
«Хороший»	670-739	21
«Очень хороший»	740-799	25
«Превосходный»	800-850	21
VantageScore Rating 4.0		
«Очень плохой»	300-549	19
«Плохой»	550-649	19
«Хороший»	650-699	19
«Очень хороший»	700-749	13
«Превосходный»	800-850	30

Источник: составлено автором по материалам [111].

Как видно из табличных данных, модели дают несколько разные классификации заемщиков: по модели FICO Score Rating кумулятивно 67% американцев-заемщиков имеют кредитный рейтинг, соответствующий категории «хороший» и выше, а по модели VantageScore Rating 4.0 – только 62%.

Также имеются небольшие отличия в факторах и существенные различия в значении весов факторов кредитного рейтинга, что наглядно иллюстрирует рисунок 2.2.



Фактор «Продолжительность кредитной истории» относится к группе «Прочие факторы»

Источник: составлено автором по материалам [111].

Рисунок 2.2 – Факторы и их весовые значения в кредитных рейтингах по моделям FICO Score Rating и VantageScore Rating 4.0

Традиционным фактором в моделях FICO является «Продолжительность кредитной истории», которой присваивается вес в размере 15%. Такой же фактор выделялся и в моделях VantageScore вплоть до третьего поколения («VantageScore 3.0»). В современных же моделях четвертого поколения «VantageScore 4.0» уже выделяют 6 факторов, среди которых нет отдельно формализованного фактора «Продолжительность кредитной истории». А в качестве 5 и 6 фактора отдельно рассматривается фактор «Баланс», то есть остаток средств по кредитным картам, с весом фактора в размере 6%, и фактор «Доступность кредита» с весовым значением – 2%. Кроме этого, в моделях VantageScore 4.0 фактор «Кредитный «микс» помимо традиционной информации о наличии различных типов активных кредитных линий, предоставленных заемщику, также включает данные о возрасте заемщиков:

– модель VantageScore 4.0 присваивает больший вес случаям, когда имело место просрочка платежей по ипотеке;

– разный период времени в объединении запросов физических лиц на различные виды кредита (на покупку автотранспортных средств, студенческие ссуды, ипотека) в один запрос (пул);

– отличия в календарном периоде кредитной истории, которая используется для расчета скорингового балла [110].

Резюмируя проведенный выше анализ формирования кредитных рейтингов в США, отметим, что в данной стране преобладает частный тип БКИ, которые совместно со скоринговыми агентствами принимают участие в расчете индивидуальных кредитных рейтингов (физических лиц). Кредиторы в целях повышения объективности внутреннего рейтингования заемщиков обращаются в скоринговые агентства и получают информацию по рейтингам. БКИ в данной архитектуре отношений являются ключевым институтом, который, помимо работы с кредитными историями, формированием для кредиторов информации о заемщиках в целях маркетинга, предоставляют на платной основе индивидуальные кредитные рейтинги физическим лицам. Причем можно выделить два класса скоринговых моделей, которые применяются для рейтингования. Первый класс – модели, разработанные частной компанией (FICO) для скоринговых агентств, а второй класс – модели, разработанные и применяемые самими БКИ (VantageScore). При этом оба класса моделей могут работать как с традиционными источниками информации, так и с альтернативными. Другими словами, вопрос предоставления информации о физическом лице третьим лицам в США нашел свое правовое решение, хотя при этом оно не лишено недостатков. Кроме этого, проблема «смещенности» получаемых оценок кредитного рейтинга, то есть разных значений скоринговых баллов и, возможно, отнесение заемщика к разным категориям рейтинга в том или ином БКИ, до конца не решена.

Современные процессы цифровизации находят свое выражение и в кредитном деле. В частности, появляются альтернативные каналы предоставления займов. Речь идет, прежде всего, о цифровых платформах (онлайн-площадках), которые за рубежом достаточно часто регистрируются

как финтех-компании по предоставлению займов [49]. Особенностью таких сервисов является характер взаимодействия участников кредитного процесса. Граждане, которые располагают свободными денежными средствами, выступают кредиторами, а испытывающими временный дефицит в денежных средствах, – заемщиками. Ввиду отсутствия в данных сделках, так таковой, кредитной организации, данная модель кредитования получила название «однорангового» или P2P-кредитования (*peer-to-peer*). Однако существующие цифровые платформы для предоставления онлайн-займов не ограничиваются только лишь техническим обеспечением взаимодействия кредиторов и заемщиков. Со своей стороны, они собирают традиционную (кредитную) и дополнительную информацию о заемщиках, обрабатывают ее с применением технологий больших данных и машинного обучения, формируют индивидуальные кредитные рейтинги.

Например, размер и динамика финтех-компаний в США, функционирующих в сфере предоставления займов за период времени с 2014 года по 2019 год такова, что они практически сравнялись с традиционными банками по объему предоставленных займов на рынке розничного кредитования. В качестве примера можно привести такие финтех-компании, как «LendingClub», «Prosper». Причем, если говорить о степени надежности рейтингов, характеризующих кредитоспособность заемщиков, то на основе проведенных научных исследований выявлено, что они не сильно уступают в части оценок кредитоспособности, получаемые традиционными кредитными организациями (например, банками), а в отдельных случаях дают лучшие результаты. Так, по результатам исследований, проведенных Банком международных расчетов, выявлено, что применение методов машинного обучения, позволяющие обнаруживать в экономических переменных нелинейные связи, а также использование альтернативной информации финтех-компаниями, предоставляющих займы, позволило получить более точные оценки риска дефолта заемщиков и уровня потерь при

дефолте по сравнению с оценками банков в случае рассмотрения «короткой» кредитной истории заемщиков [86].

## **2.2 Институциональные и организационные особенности формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации в условиях цифровизации**

Для проведения анализа институциональной структуры формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации, опишем основных экономических агентов (участников), деятельность которых связана с процессом предоставления кредита, займа, формированием кредитных рейтингов, предоставлением сведений о кредитных историях и организаций, которые потенциально могут предоставлять альтернативную, не кредитную информацию о заемщиках:

1) Субъект кредитной истории (КИ) – в рамках исследуемой темы, это физические лица, которые заключают договор кредита, займа и для которых рассчитывается скоринговый балл, формируется индивидуальный кредитный рейтинг.

Примечание – В Федеральном законе о кредитных историях к субъектам кредитной истории помимо физических лиц также относят и юридических лиц.

2) Институты (источники) формирования КИ:

– организации, предоставляющие кредиты, займы: банки и микрофинансовые организации, кредитные кооперативы;

– организации, не предоставляющие кредиты, займы, участие которых в процессе расчета скорингового балла и формирования кредитных рейтингов состоит в предоставлении сведений о неисполнении платежных и кредитных обязательств субъектами КИ: операторы инвестиционных платформ, лизинговые компании, а в отдельных случаях – арбитражные (финансовые) управляющие, Федеральная служба судебных приставов, поставщики услуг

сферы жилищно-коммунальных услуг (далее – ЖКХ), услуг связи, гаранты (кредитная или страховая организация) и другие.

Примечание – Полный перечень организаций и лиц источников формирования кредитных историй содержится в Федеральном законе о кредитных историях [2].

3) Пользователи КИ – лица, либо организации, запрашивающие отчеты по гражданам с кредитной историей (субъектам кредитных историй): банки, микрофинансовые организации, кредитные кооперативы, нотариусы, арбитражные (финансовые) управляющие.

4) БКИ и квалифицированные БКИ (далее – КБКИ) – это инфраструктурные организации кредитного рынка с образованием юридического лица, аккумулирующие и предоставляющие по запросам на платной основе кредитные отчеты пользователям КИ [59].

Примечание – БКИ и КБКИ регистрируются в государственном реестре бюро кредитных историй.

Отличительной особенностью КБКИ, кроме всего прочего, является закреплением за ними функции аккумуляции и предоставления по запросам пользователей КИ информации о совокупных среднемесячных платежах субъектов кредитных историй-заемщиках при обслуживании своей кредитной задолженности.

5) Банк России в рамках исследуемой темы, прежде всего, рассматривается как пользователь КИ, так как по действующему законодательству он имеет право осуществлять запрос кредитных отчетов у КБКИ, а также является регулятором рынка услуг БКИ.

6) Автоматизированная система Центрального каталога кредитных историй Банка России (далее – АС ЦККИ) – информационно-технологический посредник между БКИ (КБКИ) и пользователями КИ, который хранит в актуализированном состоянии сведения о том, в каких БКИ содержится КИ о конкретном субъекте КИ.

7) Альтернативные поставщики кредитных рейтингов – участники процесса формирования кредитных рейтингов, которые на фоне

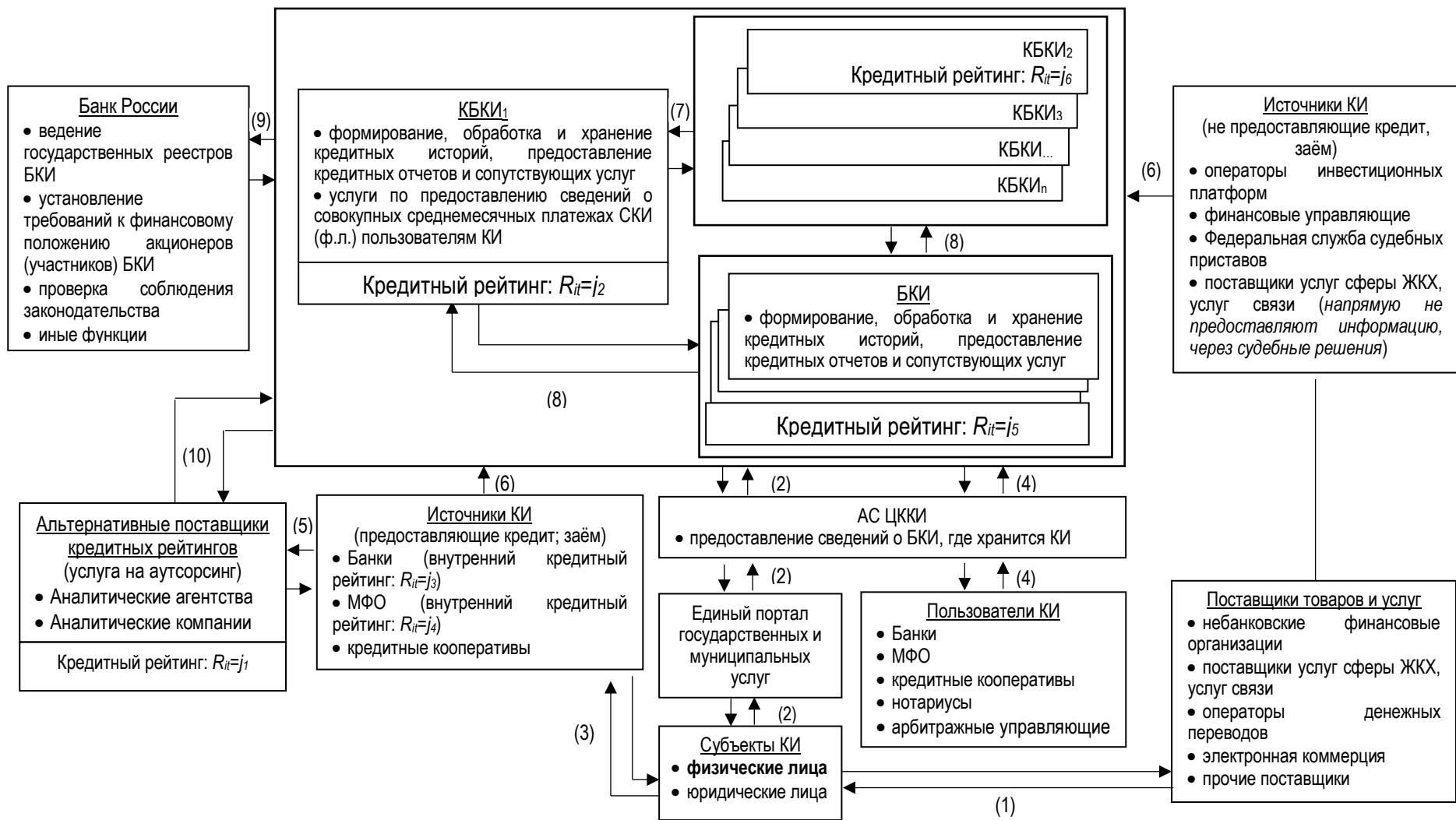
цифровизации относительно недавно вышли на рынок финансовых услуг, предлагающие услуги по определению скорингового балла и формированию кредитного рейтинга: аналитические компании, аналитические агентства.

8) Поставщики товаров и услуг – это организации, занимающиеся предоставлением некредитных услуг физическим лицам, по которым могут возникать платежные обязательства, а также организации, представляющие услуги по осуществлению безналичных платежей и переводов: небанковские финансовые организации, поставщики услуг сферы ЖКХ, услуг связи, операторы денежных переводов, электронная коммерция и тому подобное. Особенностью данной категории анализируемых участников является то, что они накапливают ежедневные сведения о своих клиентах. Причем, в настоящее время такие сведения используются лишь фрагментарно, в случаях неисполнения заемщиками-физическими лицами своих платежных обязательств. С другой стороны, эти массивы клиентских данных могут потенциально также использоваться банками, МФО, БКИ, что, как предполагается, позволит последним повысить объективность в оценке кредитных рисков и формировании кредитных рейтингов заемщиков, как действующих, так и потенциальных.

На рисунке 2.3 графически представлена схема взаимоотношений участников при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации.

С целью проведения анализа представленной выше институциональной структуры, рассмотрим отношения между ключевыми участниками при формировании индивидуальных кредитных рейтингов [35]. При этом для графического представления и описания взаимоотношений воспользуемся символами ( $\rightarrow$ ,  $\leftarrow$ ) и введем нумерацию ( $i=1..10$ ). В результате введенных обозначений опишем суть взаимосвязей между участниками.





Источник: составлено автором.

Рисунок 2.3 – Институциональная схема взаимоотношений участников при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации

Физические лица в процессе своей экономической активности формируют платежеспособный спрос на товары, работы и услуги, включая поставщиков коммунальных услуг, средств связи. С учетом развития современных цифровых технологий по реализованным товарам, выполненным работам и оказанным услугам организации формируют и накапливают клиентскую информацию в соответствующих базах данных.

В ряде случаев, когда граждане Российской Федерации сталкиваются с нехваткой денежных средств они имеют возможность заранее оценить шансы на одобрение кредита, запросив кредитный отчет с рассчитанным индивидуальным кредитным рейтингом.

Причем граждане Российской Федерации могут запросить информацию о БКИ, где хранится их кредитная история и получить посредством современных цифровых сервисов бесплатно дважды в год кредитный отчет с расчетом индивидуального кредитного рейтинга [35].

В настоящее время такой сервис предоставляет единый портал государственных и муниципальных услуг (далее – ЕПГУ). Портал «Госуслуги» по запросу гражданина перенаправляет в АС ЦККИ.

Тем самым, физические лица-потенциальные заемщики могут предварительно оценить шансы в одобрении кредитной заявки. В тоже самое время, ввиду отсутствия единого научно-методического подхода в вопросах проведения кредитного скоринга, оценки факторов, включаемых в скоринговые модели, а тем более случаев, когда граждане не имеют так таковой кредитной истории, потенциальные заемщики ( $i$ ) при осуществлении запросов на определенный момент времени ( $t$ ) могут получить разные значения индивидуальных кредитных рейтингов ( $j$ ), в частности,  $R_{2t} \neq R_{6t}$ . Более того, как было рассмотрено выше, частота запросов граждан (так называемые, «жесткие» запросы) также могут оказывать влияние значение индивидуальных кредитных рейтингов [35]. Причем граждане не всегда имеют достаточный уровень финансовой грамотности, чтобы учесть все эти нюансы.

В частности, анализ документации по моделям формирования индивидуального кредитного рейтинга двух крупнейших БКИ («НБКИ», «ОКБ») показывает, что фактор «*количество запросов кредитных историй*» имеет низкий или средний удельный вес в расчете индивидуального рейтинга, по сравнению с другими факторами, в частности характеризующими платежную дисциплину. Виды переменных в модели и удельные веса в БКИ «НБКИ» приведены в приложении И. Однако согласно принятой модели расчета индивидуального рейтинга физического лица в БКИ «ОКБ», при большом количестве совершенных ими запросов (свыше 10-ти) снижение значения индивидуального рейтинга заемщика, в том числе добросовестного (отсутствие дефолтов, отказов по кредитам, просрочек), составит около 7%.

Для решения в определенной степени обозначенной проблемы Банк России в октябре 2021 года разработал соответствующее Указание о требованиях к методике вычисления кредитных рейтингов институтом БКИ<sup>1)</sup>. В указаниях мегарегулятор определил лишь общие контуры, требования к методике формирования индивидуальных рейтингов субъектов кредитных историй, ее валидации, порядку раскрытия и доведения информации пользователям КИ об изменении в индивидуальных кредитных рейтингах. Конкретную же методику должно разрабатывать БКИ. А источником информации для формирования индивидуальных кредитных рейтингов остаются сведения, содержащиеся в кредитной истории, а также сведения, не включенные в кредитную историю, но учитываемые в моделях кредитного скоринга. При этом характер, содержательная сторона этих сведений в документе не поясняется. С другой стороны, предложенная Банком России единая шкала от 1 до 999 (в баллах), по задумке мегарегулятора, должна обеспечить реализацию принципа транспарентности, то есть прозрачности и

---

<sup>1)</sup> О требованиях к методике вычисления бюро кредитных историй индивидуального рейтинга субъекта кредитной истории, составу информации, подлежащей раскрытию при предоставлении такого рейтинга субъекту кредитной истории, и порядке проверки качества предоставляемых бюро кредитных историй оценочных (скоринговых) услуг по вычислению индивидуального рейтинга субъекта кредитной истории [Указание Банка России от 05.10.2021 года № 5970-У] // СПС «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: <http://www.cbr.ru/Queries/UniDbQuery/File/90134/2476> (дата обращения: 12.11.2021).

вместе с тем однозначного понимания в трактовках индивидуальных кредитных рейтингов [139].

Физические лица обращаются в кредитные организации с целью получения кредита или займа. Со своей стороны, профессиональные кредиторы (например, банки, микрофинансовые организации) запрашивают необходимые кредитные отчеты в БКИ.

Примечание – К профессиональным кредиторам относят не только банки и МФО, но также и кредитные потребительские кооперативы, сельскохозяйственные кредитные потребительские кооперативы, а также уполномоченные АО «ДОМ.РФ» организации (их перечень публикуется на сайте АО «ДОМ.РФ») и ФГКУ «Росвоенипотека».

В том случае, если гражданин является клиентом банка, и, возможно, ранее брал кредит или заём, то данные кредитных отчетов в определенной степени расширяют данные для осуществления оценки его кредитоспособности. Отдельно отметим, что функционирующие на кредитном рынке КБКИ агрегируют информацию о всех платежах, осуществляемые заемщиками по имеющейся непогашенной кредитной задолженности с целью подсчета ее среднемесячной величины. При этом, банки и МФО с 1 октября 2019 года уже рассчитывают по своим клиентам показатель долговой нагрузки (далее – ПДН).

Основой для реализации указанных процессов стало вступление в силу ряда нормативных правовых поправок<sup>1)</sup>. Пояснения принятых законодательных инициатив Банк России привел в своем пресс-релизе [131]. Следует отметить, что кредитные организации в настоящее время используют систему составления внутренних рейтингов (IRB-подход), которая позволяет на основе собственных алгоритмов проводить кредитный скоринг, оценивать риски дефолта, а также определять возможные потери по заемщикам. Кредитные организации на основе внутренних рейтингов (ПВР, IRB-подход) используют, как правило, свои собственные, внутренние кредитные скоринговые модели,

---

<sup>1)</sup> Российская Федерация. Законы. О внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации : федеральный закон № 271-ФЗ [принят Государственной Думой 2 августа 2019 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_330702/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_330702/) (дата обращения: 15.11.2019).

что дает им возможность самостоятельно оценивать вероятности дефолтов, возможные ожидаемые и неожиданные потери по заемщикам [72; 99]. Тем самым, запрашиваемая информация из БКИ в форме кредитных отчетов может дополнять имеющуюся информацию о текущих клиентах банка. Вместе с тем, проблема «смещенности» оценок кредитоспособности на кредитном рынке, функционирующим в условиях асимметрии информации и цифровизации, не исчезает. Данный аспект проблемы, правда, в части описания кредитных рейтингов для хозяйствующих субъектов (компаний), созданных в форме юридического лица, также описывает в своей монографии отечественный ученый А.М. Карминский [9]. Отметим, что формируемые кредитными организациями кредитные рейтинги являются непубличными, закрытыми данными, и они вполне могут отличаться от рассчитанных индивидуальных кредитных рейтингов БКИ и БКИ, так что:  $R_{3t} \neq R_{4t}$  и/или  $R_{3t} \neq R_{4t}$ .

В ряде случаев, тогда, когда это является экономически целесообразным, кредитные организации могут взаимодействовать со специализированными аналитическими компаниями, деятельность которых связана с профессиональной обработкой больших массивов пользовательских данных, использованием технологий больших данных и применения машинного обучения для поиска возможных взаимосвязей по имеющейся пользовательской информации. Другими словами, часть бизнес-процессов, связанных с оценкой индивидуальных кредитных рейтингов, кредитные организации могут «передать» на аутсорсинг [60; 63]. В условиях цифровизации в Российской Федерации постепенно появляются такие аналитические компании. Причем они предоставляют услуги не только кредитным организациям, но и самим БКИ. В данном аспекте можно привести в качестве примера аналитическое агентство «Scortech»<sup>1)</sup>, которое по своему функционалу в зарубежной терминологии относится к сегменту финтех. До недавнего времени также в этой области работала компания «КРИФ», которая

---

<sup>1)</sup> Scortech : сайт.– URL: <http://scortech.ru/index.php/ru/#about-section> (дата обращения: 07.11.2020). – Текст : электронный.

специализировалась на кредитных информационных системах, бизнес-информации, аутсорсинге и процессинге, решениях для кредитов.

Кредитные организации выступают также и «источником кредитной информации», изменения по которой посредством института БКИ своевременно вносятся в кредитные истории граждан. Вместе с тем, помимо профессиональных кредиторов источниками кредитной информации выступают и другие организации.

Примечание – К организациям, которые также являются источниками кредитной информации, относятся: операторы инвестиционных платформ, финансовые управляющие, лизинговые компании, Федеральная служба судебных приставов, поставщики услуг сферы ЖКХ, услуг связи. Информация формируется и передается в БКИ на основании судебных решений в отношении должников.

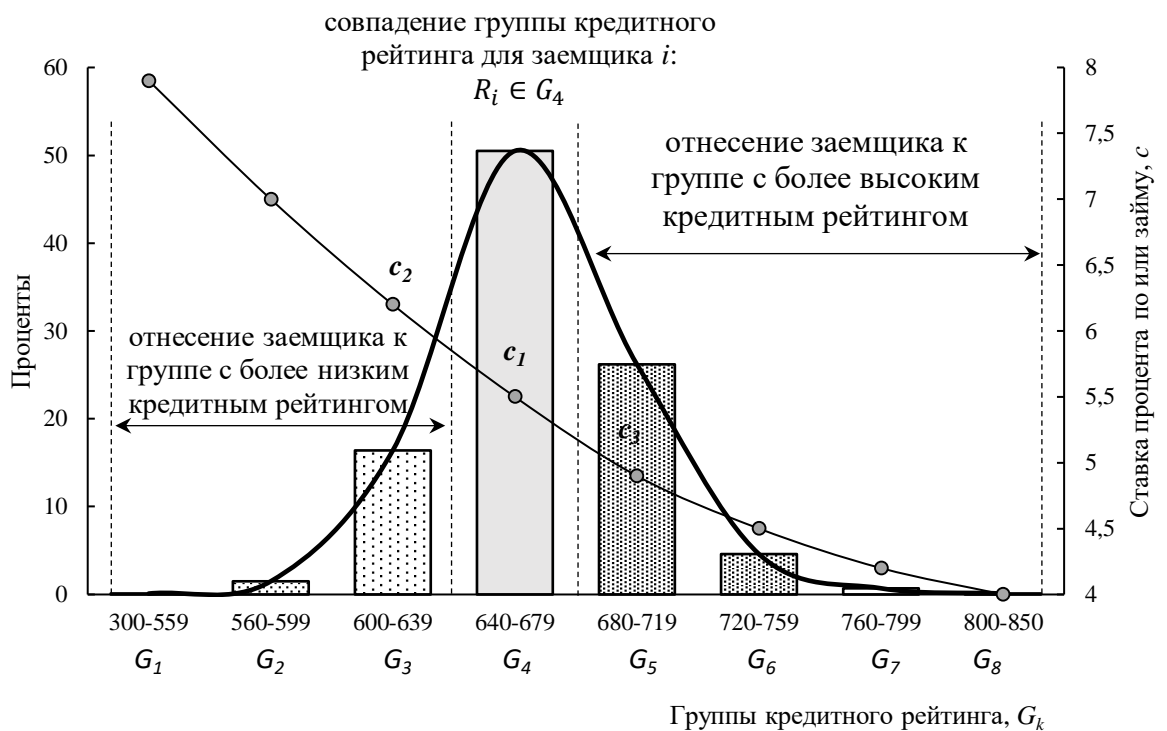
Главным образом, они предоставляют сведения по принятым судебным решениям в ответ на неисполнения гражданами своих договорных обязательств перед поставщиками коммунальных услуг, услуг связи, лизинговых договоров и тому подобное. Безусловно, такого рода информация негативно отражается на индивидуальных кредитных рейтингах.

КБКИ на возмездной основе также взаимодействуют и друг с другом в отношении обмена информацией о среднемесячных платежах субъектов кредитных историй по имеющимся договорам кредита или займа. Информация постоянно актуализируется с учетом фактических изменений по кредитной истории заемщиков. БКИ и КБКИ также взаимодействуют друг с другом по обмену информацией о среднемесячных платежах заемщиков. Банк России, как регулятор кредитного рынка, на основе действующего Федерального закона о кредитных историях имеет возможность формировать запросы в БКИ / КБКИ по кредитным отчетам заемщиков.

Специализированные аналитические компании и агентства в условиях активной цифровизации сервисов на кредитном рынке предоставляют услуги (например, на условиях аутсорсинга), включая БКИ, по обработке больших массивов данных и определению кредитоспособности, расчету индивидуальных кредитных рейтингов.

Таким образом, проведенный выше анализ на основе разработанной институциональной схемы взаимоотношений участников при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации позволяет формализовать научную проблему. Она заключается в том, что индивидуальный кредитный рейтинг может, на самом деле, быть «смещенным», искаженным вследствие имеющихся различий в научно-методических приемах проведения кредитного скоринга, наличия граждан с «короткой» кредитной историей или не имеющие совсем кредитной истории, а также ввиду типа доступной и обрабатываемой информации о текущих и потенциальных заемщиках.

На рисунке 2.4 данная проблема формализована графически.



Градации групп кредитного рейтинга ( $G_k$ ) в качестве примера взяты на основе широко распространённой в банковской практике моделей FICO, где каждая последующая группа от  $G_1$ ,  $G_2$  и до  $G_8$  отражает более высокий уровень кредитоспособности заемщика  $i$ .

Источник: составлено автором.

Рисунок 2.4 – Различия в классификации заемщиков с кредитным рейтингом группы  $G_4$ : вследствие различной анализируемой информации о заемщике и/или вследствие различных моделей, методик кредитного скоринга

Анализ рисунка 2.4 позволяет сделать вывод о том, что на практике индивидуальные кредитные рейтинги физических лиц, присваиваемые кредитными организациями, скоринговыми агентствами, могут существенно отличаться вследствие ряда указанных выше причин. Как результат, кредитные риски могут либо быть недооценены, либо переоценены, что будет отражаться на конечной ставке процента по договорам кредита, займа. Например, если поведение заемщика  $i$  в части обслуживания своей ссудной задолженности на практике действительно будет соответствовать рейтинговой группе  $G_4$ , а при этом он был отнесен кредитной организацией к группе  $G_3$ , то тем самым он будет «переплачивать» за кредит или заём.

В соответствии с рисунком 2.4 размер этой дополнительно взимаемой платы (*extra* премии  $h$ ) будет соответствовать величине, определяемой формулой (2.1)

$$h = c_2 - c_1. \quad (2.1)$$

В численном выражении по графическим данным рисунка 2.4 *extra* премия ( $h$ ) составит:  $h = c_2 - c_1 = 6,2 - 5,5 = 0,7$  (%).

И, наоборот, в случае отнесения («смещения») заемщика к группе с более высоким кредитным рейтингом  $G_5$ , кредитор будет недооценивать потенциальные кредитные риски и устанавливать ставку с дисконтом, который можно вычислить с помощью формулы (2.2)

$$d = c_1 - c_3. \quad (2.2)$$

В численном выражении по графическим данным рисунка 2.4 дисконт ( $d$ ) к ставке ( $c$ ) составит:  $d = c_1 - c_3 = 5,5 - 4,9 = 0,6$  (%).

Возникает очевидный вопрос, связанный с оценкой кредитного риска по сформированным кредитным портфелям кредитных организаций: в случае, если кредитные организации обладали бы полной информацией о платежной



дисциплине заемщиков (традиционной и альтернативной), не привело бы это к ухудшению оценок по существующим кредитным портфелям. Отчасти ответ на данный вопрос уже имеется. Как было указано ранее, по результатам научных исследований, проведенных Банком международных расчетов, выявлено, что использование альтернативной информации финтех-компаниями, предоставляющих займы, позволило получить более точные оценки риска дефолта заемщиков и уровня потерь при дефолте по сравнению с оценками банков в случае рассмотрения «короткой» кредитной истории заемщиков [86]. Из результатов исследований следует, что оценки кредитоспособности по уже сформированным кредитным портфелям не должны претерпеть существенного ухудшения при анализе заемщиков с довольно «длинной» кредитной историей, а по гражданам без кредитной истории или с «короткой» кредитной историей. Использование дополнительных, альтернативных данных позволит получить наиболее адекватные оценки в их кредитоспособности.

По нашему мнению, ценовые отклонения ( $h$ ,  $d$ ), вызванные неравномерным характером распределения информации на кредитном рынке, отсутствием универсальных параметров кредитного скоринга и ограниченным разнообразием анализируемой информации по кредитным отчетам, вполне возможно снизить в Российской Федерации за счет развития инфраструктурных институтов кредитного рынка, например, института БКИ. Помимо этого, в условиях цифровизации и накопления больших массивов данных о гражданах в задачах формирования индивидуальных кредитных рейтингов потребуется разработка и имплементация правил по правомерному использованию альтернативных релевантных данных о гражданах, соблюдая при этом баланс интересов кредиторов и заемщиков, и обеспечивая охрану частной жизни, безопасность хранения и использования персональных данных.

Отметим, что в настоящее время БКИ, действующие в Российской Федерации, могут формировать индивидуальные кредитные рейтинги пока

только на основе, так называемой, традиционной информации, извлекаемой из кредитных историй граждан [29]. Дополнительные же данные, которые не являются по своей сути кредитной информацией, а отражают, например, (судебный) результат неисполнения гражданами своих договорных обязательств, рассмотренные в параграфе 1.3 и которые могли бы, как предполагается, снизить уровень «смещения» оценок кредитных рейтингов, не являются в полной мере релевантными альтернативными данными.

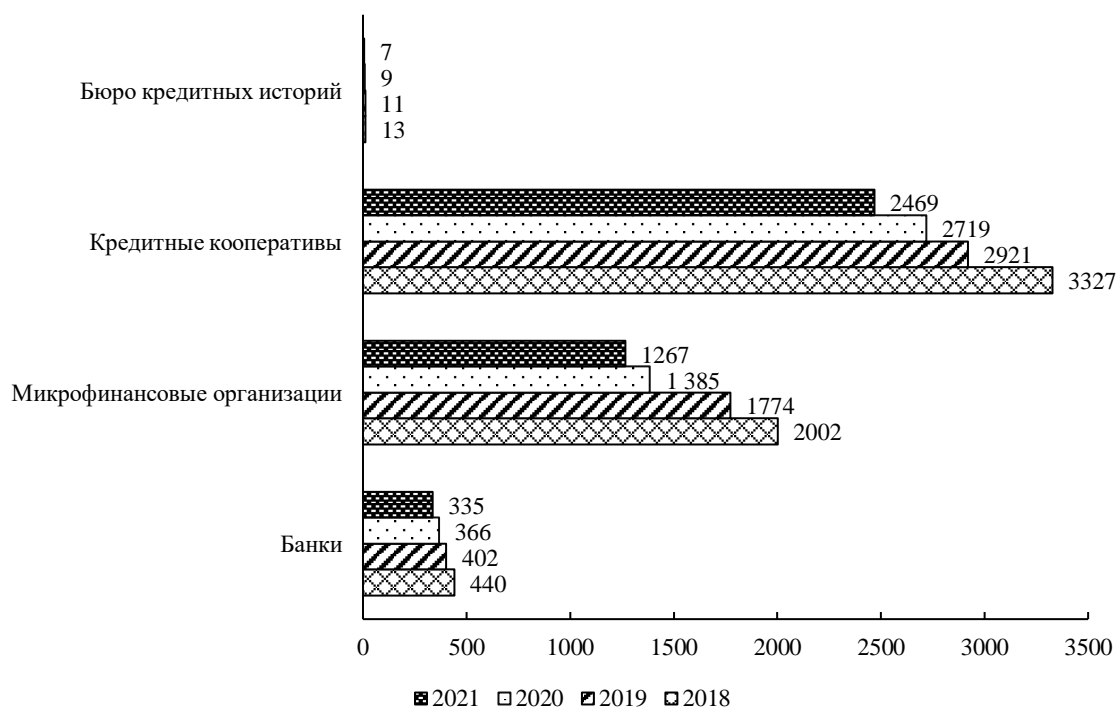
Вопросы правового и организационного характера использования альтернативных данных в целях оценки кредитоспособности, формирования индивидуальных кредитных рейтингов пока еще находятся на этапе публичных обсуждений. В этом отношении кредитные организации могут иметь относительные преимущества перед БКИ, так как в их базах данных содержится более широкая клиентская информация (сведения о доходе клиента, местоположении, трудоустройстве, истории взаимоотношений с кредитной организацией и тому подобное). Однако кредитные организации не обладают полной информацией о всех лицах, которые не являются их текущими клиентами, или вообще не имеют кредитной истории (потенциальные заёмщики). Другими словами, на сегодняшний день пока отсутствует отработанный процесс получения и анализа всеобъемлющей информации о текущих / потенциальных заемщиках, в том числе из альтернативных источников, которая могла бы дополнить описание платежной дисциплины граждан.

Подводя итог, выделим элементы научной новизны, которые были получены по результатам исследования институциональных и организационных особенностей формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации. В частности, в данном параграфе представлено авторская разработка институциональной схемы взаимоотношений участников при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации в условиях цифровизации. Отличительной особенностью предложенной схемы является отображение взаимоотношений

между экономическими агентами в части формирования индивидуальных кредитных рейтингов, на основе которой формализована проблема смещенности в скоринговых оценках и кредитных рейтингах в условиях асимметрии информации на кредитном рынке.

### 2.3 Анализ деятельности участников процесса формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации

На основе выделенных институциональных и организационных особенностей проанализируем публичную статистику институтов, принимающих непосредственное участие в формировании кредитных рейтингов граждан в Российской Федерации, построив диаграмму 2.5.



Источник: составлено автором по материалам [127; 128; 139].

Рисунок 2.5 – Количество основных организаций, принимающих участие в формировании индивидуальных кредитных рейтингов, за 2018-2021 гг.

Смарт-анализ графического материала позволяет сделать вывод о том, что количество организаций, принимающих участие в формировании

индивидуальных кредитных рейтингов, ежегодно снижается. Особое внимание в аспекте исследуемой проблематики обращают БКИ, количество которых за последние пять лет снизилось почти в два раза. Далее проведем детальный целевой анализ участников системы формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации.

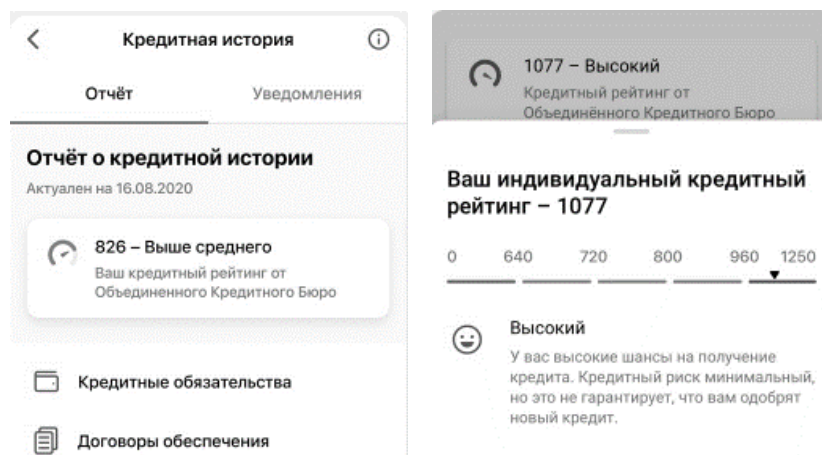
*Кредитные организации, субъекты микрофинансирования, кооперативы и БКИ.* Наибольшую численность имеют кредитные кооперативы (потребительские и сельскохозяйственные), которые являются источниками и пользователями кредитных историй. Их численность на 01.01.2019 составляло 3327 ед. Однако за последние 3 года количество кооперативов неуклонно снижается: их численность, приблизительно, упала на 25,8% с 2018 г. по 2021 г., и по состоянию на 01.01.2022 составила 2469. В аспекте формирования кредитных рейтингов отметим, что снижение институтов финансового посредничества негативно отражается на полноте аккумулируемой информации БКИ о кредитной активности и финансовом положении субъектов кредитной истории. А это в свою очередь может отрицательно сказываться на динамику проблемных кредитов и займов.

Аналогичная динамика выявлена и по банкам, и по микрофинансовым организациям. Количество банков в Российской Федерации неуклонно снижается и по состоянию на начало 2022 г. составило 335 ед. Численность же микрофинансовых организаций за 3 года сократилось почти на треть и на 01.01.2022 составило 1267 организаций против 2002 единиц на начало 2019 г. В части формирования кредитных рейтингов, как уже ранее отмечалось, кредитные организации располагают более широким спектром информации о своих заемщиках по сравнению со сведениями, которые хранятся в БКИ. В частности, банки могут иметь в той или иной степени доступ к такой информации как:

- кредитная история граждан (платежная дисциплина, выплаты, длительность просрочек, задолженность и так далее);
- трудовая деятельность (доходы, место работы, стаж, должность);

– семья и бремя расходов (аренда жилья, иждивенцы, выплаты по кредитам и так далее).

Вместе с тем, банки не располагают информацией о всех гражданах. Поэтому в вопросах предоставления кредита, расчета индивидуальных кредитных рейтингов они работают в тесном взаимодействии с БКИ. В качестве примера можно привести ПАО «Сбербанк», который совместно с крупнейшим в Российской Федерации БКИ «ОКБ», формирует кредитный отчет для субъекта кредитной истории – физических лиц. БКИ собирает информацию от банков и других кредитных организаций, передает ее в ПАО «Сбербанк», который формирует уже итоговый отчет о кредитной истории. Причем при получении кредитного отчета кредитный рейтинг уже рассчитан БКИ, что наглядно иллюстрирует рисунок 2.6.



Источник: составлено автором по материалам ПАО «Сбербанк».  
 Рисунок 2.6 – Скриншоты кредитных отчетов граждан в ПАО «Сбербанк»

Анализ динамики количества действующих БКИ в Российской Федерации следует констатировать, что их количество также сократилось за последние два анализируемых года на 30%, и на сегодняшний день их всего 6, что отражает таблица 2.11. На первые четыре БКИ, а именно, АО «НБКИ», АО «ОКБ», ООО «Кредитное Бюро Русский Стандарт» и ООО «БКИ СБ» приходится более 90% титульных частей кредитных историй. Более того, указанные БКИ уже имеют статус квалифицированных. Полный

перечень требований для признания Банком России БКИ квалифицированным приведен в Федеральном законе о кредитных историях [2].

Таблица 2.11 – Перечень БКИ в Российской Федерации

Полное фирменное наименование	Сокращенное фирменное наименование	Адрес сайта	Дата признания Банком России БКИ квалифицированным
Акционерное общество «Национальное бюро кредитных историй»	АО «НБКИ»	www.nbki.ru	11.05.2021
Акционерное общество «Объединенное Кредитное Бюро»	АО «ОКБ»	www.bki-okb.ru	10.06.2021
Общество с ограниченной ответственностью «Кредитное Бюро Русский Стандарт»	ООО «Кредитное Бюро Русский Стандарт»	www.rs-cb.ru	09.03.2022
Общество с ограниченной ответственностью «Бюро кредитных историй «Скоринг бюро»	ООО «БКИ СБ»	www.equifax.ru	03.06.2021
Общество с ограниченной ответственностью «Столичное Кредитное Бюро»	ООО «СКБ»	www.cbch.ru	-
Общество с ограниченной ответственностью «Межрегиональное Бюро кредитных историй «Кредо»	ООО «МБКИ «КРЕДО»	www.kredo-kam.ru	-

Источник: составлено автором по материалам [129].

Как отмечено ранее, ряд БКИ, функционирующие в настоящее время в Российской Федерации имели тесную организационно-экономическую связь с БКИ «большой тройки», работающие в США. В современных реалиях БКИ, функционирующие в Российской Федерации, продолжают использовать наработанные годами скоринговые модели. В частности, российская БКИ «НБКИ», стратегическим бизнес-партнером которой является компания «TransUnion» анализирует частоту кредитования, своевременность выплат, кредитную нагрузку и, в конечном итоге, формирует персональные кредитные рейтинги, распределяя заемщиков по группам кредитного рейтинга в диапазоне от 300 до 850 скоринговых баллов.

При том на официальном сайте указанного БКИ справедливо отмечается, что кредитные рейтинги могут отличаться от рейтингов, рассчитанные другими кредитными организациями или БКИ.

В БКИ «ОКБ», материнской компанией которой считается БКИ «Experian», рассчитывает кредитную нагрузку и скоринговые баллы, отражающие вероятность попадания потенциального заемщика в просрочку на протяжении следующих 12 месяцев с момента подачи заявки. Отличительной особенностью кредитных рейтингов является распределение заемщиков в более широком диапазоне, что отражает таблица 2.12.

Таблица 2.12 – Пример распределения сгруппированных скоринговых баллов БКИ «ОКБ»

Интервалы скоринга			Соотношение «хороших» и «плохих»	Процент «плохих»	Интервал скоринга
MIN	MEAN	MAX			
480	520	560	0,5:1	66,67	1
560	600	640	1:1	50,00	1
640	680	720	2:1	33,33	2
720	760	800	4:1	20,00	3
800	840	880	8:1	11,11	4
880	920	960	16:1	5,88	4
960	1000	1040	32:1	3,03	5
1040	1080	1120	64:1	1,54	5

Примечания

- 1 В случае отсутствия кредитной истории потенциальному заемщику изначально присваивается нулевое значение скорингового балла.
- 2 При наличии текущей просрочки более 90 дней скоринговый балл принимает значение «-111».

Источник: составлено автором по материалам БКИ «ОКБ».

В качестве рабочей модели используется метод построения логистической регрессии. Примечательным фактом является направленность сервисов данного БКИ. Им могут воспользоваться банки, МФО и другие кредитные организации, коллекторские агентства, телеком-операторы, страховые компании.

Бюро кредитных историй «БКИ СБ», которое образовалось в результате ребрендинга и выхода из капитала американской компании «Equifax», на

своей официальной странице не отделяет друг от друга понятия кредитного рейтинга и кредитного скоринга, акцентируя внимание на том, что полученный кредитный рейтинг в кредитном отчете не является поводом для отказа в предоставлении банковского кредита. А вот кредитная история способна значительно сократить шансы на его получение. Причем согласно официальной информации «БКИ СБ» оценка заемщиков формируется на основе универсальных моделей и приближены к моделям большинства крупных банков.

В качестве основных факторов, которые имеют определенный вес при формировании скоринговых баллов, выделяются: количество кредитов, сумма кредитов, технические просрочки, сумма просрочек, длительность просрочек, систематические просрочки, проданные кредиты коллекторам, кредиты без просрочек, отсутствие кредитов. Тем самым, по сути, анализируются *традиционные источники* информации о заемщиках, имеющих кредитную историю. Бюро кредитных историй «БКИ СБ» имеют свою шкалу оценки категории качества кредитной истории, которая представлена на рисунке 2.7.

Наименование скоринга	Оценка	Категории качества кредитной истории
Скоринг Бюро 2.0	621	<p>1    595    765    895    950    999</p> <p>20%    20%    30%    20%    10%</p>

Скоринг бюро 2.0 – это статистическая модель, которая оценивает возможность того, что клиент прекратит выплату по кредиту (более 90 дней просрочки платежей) в течение 12 месяцев. Скоринговый балл рассчитывается в диапазоне от 1 до 999 (1 – очень плохой, 999 – очень хороший), где минимальный балл означает максимальный риск.

Источник: составлено автором по материалам «БКИ СБ».

Рисунок 2.7 – Пример оценки категории качества кредитной истории в «БКИ СБ»



Описание значений кредитного рейтинга «БКИ СБ» приведено в таблице 2.13.

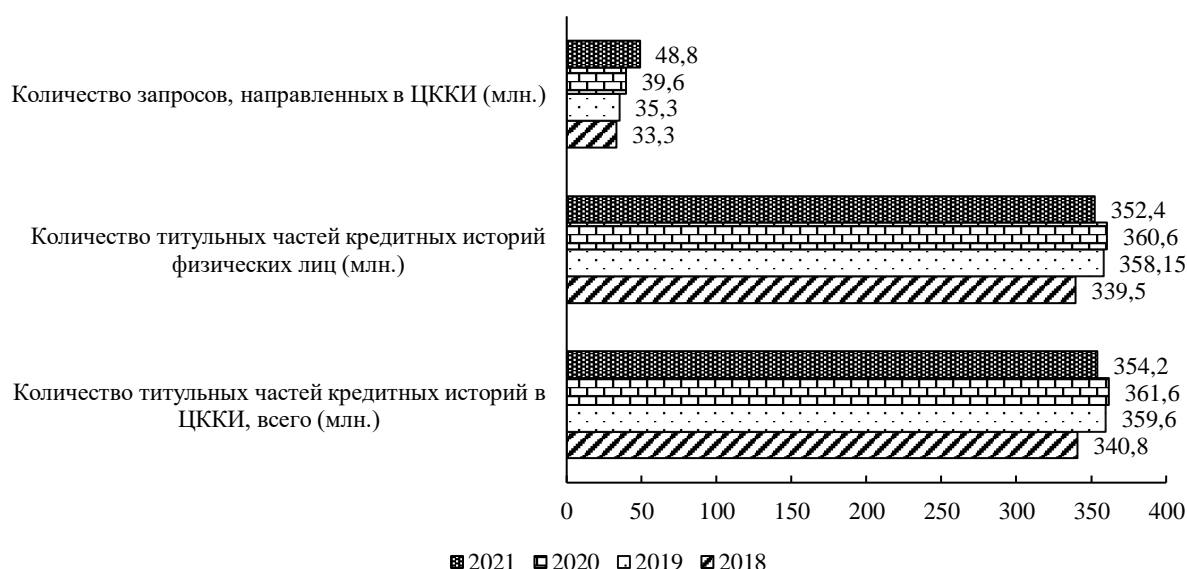
Таблица 2.13 – Описание значений кредитного рейтинга в «БКИ СБ»

Диапазон скоринговых баллов	Категория	Комментарий
951-999	очень хороший	вероятность отказа крайне мала
896-950	хороший	хорошие шансы на получение кредита
766-895	средний	получение кредита возможно, но не гарантировано
596-765	плохой	вероятность получения кредита крайне мала
1-595	очень плохой	получить кредит практически невозможно
Н/д	недоступен	будет доступен после подтверждения личности

Источник: составлено автором по материалам «БКИ СБ»<sup>1)</sup>.

Из данных таблицы 2.13 следует, что гражданам без кредитной истории и не обратившиеся в БКИ, не присваиваются скоринговые баллы.

*Автоматизированная система Центрального каталога кредитных историй.* На рисунке 2.8 приведена динамика ключевых показателей АС ЦККИ, публикуемая в официальных отчетах Банка России.



Источник: составлено автором по материалам [127; 128].

Рисунок 2.8 – Динамика ключевых показателей АС ЦККИ за 2018-2021 гг.

<sup>1)</sup> Скоринг бюро : сайт. – URL: <https://scoring.ru/> (дата обращения: 10.01.2022). – Текст : электронный.

Анализ графического материал позволяет сделать ряд выводов. Во-первых, за анализируемый период с 2018 года по 2021 год наблюдается рост всех ключевых показателей АС ЦККИ: количество титульных частей кредитных историй, в том числе титульных частей кредитных историй физических лиц, а также количество запросов, направленных в АС ЦККИ от заемщиков, профессиональных кредиторов, БКИ, структурных подразделений Федеральной службы судебных приставов, БКИ.

Примечание – Количество титульных частей кредитных историй определяется как сумма титульных частей кредитных историй, переданных в АС ЦККИ всеми бюро кредитных историй (информация об одном заемщике находится в нескольких бюро кредитных историй), в том числе с учетом титульных частей кредитных историй, сформированных только на основании запроса кредитора [128].

Совокупная величина титульных частей кредитных историй физических лиц, информация о которых содержится в АС ЦККИ, возросло за анализируемый период на 3,8% и на конец 2021 года составило 352,4 млн единиц. «Выпадающим» по данному показателю стал 2021 год, когда два БКИ были исключены из реестра Банка России, а ряд кредитных историй, в том числе по результатам отказов в предоставлении кредитов, займов были аннулированы на основе внесенных изменений в Федеральный закон о кредитных историях<sup>1)</sup>.

Заметим, что в анализируемом периоде доля титульных частей кредитных историй физических лиц в этой совокупности составила более 98%. Такая же растущая динамика зафиксирована и по запросам в АС ЦККИ. За четыре года совокупный прирост составил 15,5 млн запросов, что соответствует приросту в 46,5% в годовом выражении.

Во-вторых, несмотря на то, что общее количество титульных частей кредитных историй, информация о которых имеется в АС ЦККИ, включает

---

<sup>1)</sup> Российская Федерация. Законы. О внесении изменений в Федеральный закон «О кредитных историях» в части модернизации системы формирования кредитных историй : федеральный закон № 302-ФЗ [принят Государственной Думой 31.07.2020]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_358797/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_358797/) (дата обращения: 09.09.2021).

данные со всех БКИ и всех запросов кредиторов, увеличение данного показателя косвенно свидетельствует о повышении кредитной активности субъектов кредитной истории – физических лиц, как по действующим, так и новым кредитным договорам.

Как было отмечено выше, традиционными каналами направления запросов в АС ЦККИ являются кредитные организации, сайт Банка России, БКИ. С 31 января 2019 года Банк России предоставил физическим лицам еще один канал – ЕПГУ. Отметим, что по официальным данным Банка России, канал ЕПГУ стал весьма востребованным среди населения Российской Федерации. Так, количество запросов о кредитной истории еще в 2019 году через данный канал было направлено почти в два раза больше, чем через сайт Банка России в сети Интернет [128].

*Альтернативные поставщики кредитных рейтингов.* В Российской Федерации с начала 2000-х годов появилось несколько аналитических агентств и компаний, которые используют прорывные технологии (*disruptive technologies*), включающие «*Big Data*», машинное обучение (*machine learning*), позволяющие обрабатывать колоссальные массивы пользовательских данных, использовать экономико-математические модели для формирования кредитных, скоринговых баллов заёмщиков, распределять последних по категориальным шкалам и присваивать соответствующие кредитные рейтинги. Однако полноценная база сведений о таких компаниях пока не сформирована. Вместе с тем, в настоящее время реализуется проект построения и актуализации первой в Российской Федерации интерактивной карты искусственного интеллекта [133], представленной Группой «OpenTalks» в 2019 году. На данной карте графическими сферами представлены компании, которые используют искусственный интеллект в своих бизнес-процессах.

Выделим несколько примеров известных организаций, рассматриваемые в качестве альтернативных поставщиков кредитных рейтингов:

1) Компания «Скориста»<sup>1)</sup> («SCORISTA»), функционирующая с 2014 года и ориентирующаяся на предоставление услуг микрофинансовым организациям. В части исследуемой проблемы данная компания с использованием современных технологий проводит оперативную оценку заемщиков с формированием скорингового балла и места заемщиков в соответствующей категории (с построением скор-карт); определяет рекомендуемую сумму займа; осуществляет верификацию заемщика и тому подобное, что в конечном итоге, позволяет оценить платежеспособность и благонадежность заемщиков.

2) Работающая до недавнего времени международная компания «КРИФ» («CRIF»), основанная в 1988 году, предоставляет кредитным организациям и БКИ услугу на аутсорсинг в части присвоения внутренних кредитных рейтингов в соответствии с требованиями *Basel II*. Во взаимодействии с БКИ и кредитными организациями компания автоматизировала процесс расчета параметров риска и показателей вероятности дефолта (*probability of default, PD*), доли потерь при дефолте (*loss given default, LGD*), величины кредитного требования, подверженной риску дефолта (*exposure of default, EAD*). В конечном счете, автоматизированная система позволяет кредитным организациям присваивать внутренние кредитные рейтинги заемщикам, входящим в кредитный портфель.

3) Аналитическое агентство «Scortech», входящая в группу компаний «Eqvant» и размещенная в сегменте FinTech интерактивной карты искусственного интеллекта Российской Федерации. Как и компания «СКОРИСТА», агентство «Scortech» предлагает услуги преимущественно микрофинансовым организациям, которым требуется оперативное принятие решений по удовлетворению / отклонению заявки на предоставление займа. Аналитическое агентство, используя порядка 30 источников данных, позволяет интерпретировать большие данные (технология «*Big Data*») и оценивать платежеспособность потенциального заемщика с формированием

---

<sup>1)</sup> Скориста : сайт. – URL: <https://scorista.ru/about/scorista> (дата обращения: 22.03.2021). – Текст : электронный.

скорингового балла<sup>1)</sup>. Как отмечается на сайте агентства, уже сегодня исходными данными для построения индивидуальных рейтингов граждан являются:

– *традиционные источники*: кредитная история заемщика, анкетные данные, параметры кредита, займа;

– *альтернативные источники*: переменные на основе СМС-сообщений от банков, платежных сервисов и тому подобное; переменные на основе анализа интернет-активности заемщика.

При этом в части разработки находятся такие *альтернативные источники*, как:

– переменные на основе данных платежных терминалов,  
– переменные на основе профиля и публикаций в социальных сетях,  
– переменные на основе платежей пластиковых карт и электронных кошельков, переменные по уголовной и административной ответственности.

4) Компания «Яндекс», которая по международным критериям можно отнести к разряду *BigTech*-компаний. В конце 2019 года в Российской Федерации стартовал совместный проект по оценке платежеспособности граждан и формированию скоринговых баллов, в котором участвовала компания Яндекс, а, с другой стороны, – два БКИ: «ОКБ» и «БКИ СБ» [143].

Примечание – Совместный проект «Яндекса» и БКИ «ОКБ» назывался «Интернет-скоринг бюро».

Суть проекта заключалась в дополнении кредитного рейтинга БКИ вариативной составляющей, рассчитанной на основе обезличенной информации о гражданах, предоставленной БКИ компанией Яндекс. Соответственно, компания Яндекс, как агрегатор альтернативной кредитной истории информации о пользователях своих сервисов (перевода денег,

---

<sup>1)</sup> Скориста : сайт. – URL: <http://scortech.ru/index.php/ru/#about-section> (дата обращения: 22.03.2021). – Текст : электронный.

покупки товаров, поиска авиа- и железнодорожных билетов, поиска работы, подбора недвижимости, заказа услуг и такси и тому подобное) передавала необходимую информацию третьей стороне, IT-компания (альтернативному поставщику кредитных рейтингов), которая рассчитывала эту компоненту скорингового балла. А далее, скоринговый балл, рассчитанный БКИ и балл, полученный на основе анализа альтернативной информации, смешивались и передавались в коммерческие банки («Ренессанс Кредит», «Совкомбанк»), который и принимал решение по кредитной заявке. Однако в 2020 году данный проект был остановлен и закрыт. Возможным препятствием могло послужить то обстоятельство, что, несмотря на работу с обезличенными и агрегированными данными, банки-кредиторы, в конечном счете, сопоставляли скоринговые баллы с конкретными клиентами, что «могло противоречить законодательству в сфере защиты персональных данных [5], если сам субъект этой информации не давал своего согласия» [104].

В настоящее время в Российской Федерации функционируют и другие аналитические компании, агентства, позволяющие в той или иной степени автоматизировать бизнес-процесс формирования внутренних кредитных рейтингов.

Примечание – В качестве примера можно привести: систему оценки заемщика для микрофинансовых организаций и других кредитных организаций «Cube Scoring»; аналитическое агентство «Агентство кредитной информации», являющееся официальным партнером крупнейшего в Российской Федерации бюро кредитных историй «НБКИ».

При этом научная проблема в части адекватной оценки заемщиков-физических лиц, в том числе без кредитной истории, не исчезает. Вопросы, связанные с качеством скоринговых моделей и методик, используемой персональной информации о физических лицах, параметров моделей (перечня персональных характеристик заемщиков), шкал для распределения заемщиков по категориям, не решены системно.

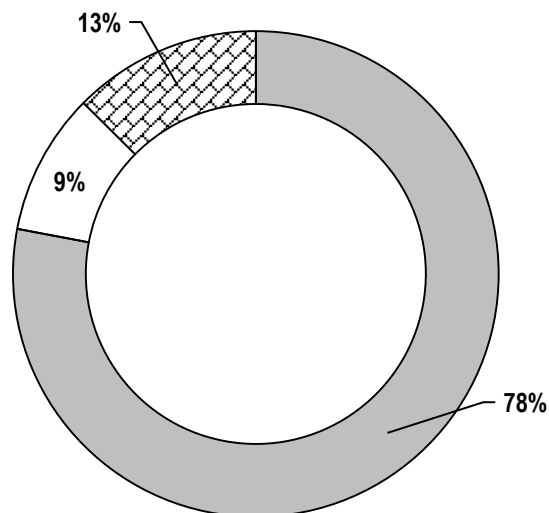
Существенный вклад в решение данного вопроса связано с развитием таких институтов, как БКИ, которые уже публично (открыто) предоставляют

гражданам информацию об их кредитных рейтингах. Именно БКИ Банк России рассматривает, как перспективный и в определенной степени надежный институт, присваивающий и предоставляющий доступ к индивидуальным кредитным рейтингам.

*Субъекты кредитной истории (физические лица).* Анализ институциональной структуры взаимоотношений участников при формировании индивидуальных кредитных рейтингов был бы не полным без рассмотрения ключевых участников, а именно, заемщиков-физических лиц. Дело в том, что в официальных изданиях Банка России приводится статистика только по кредитным рейтингам, присвоенные российскими кредитными рейтинговыми агентствами банкам, нефинансовым компаниям, страховым компаниям, финансовым компаниям, регионам и эмиссиям ценных бумаг. Традиционно в качестве кредитных рейтинговых агентств приводятся АО «Эксперт РА», АКРА (АО) и ООО «Национальные Кредитные Рейтинги».

И в силу того, что индивидуальные кредитные рейтинги заемщиков-физических лиц БКИ стали присваивать совсем недавно, по сути с 31 января 2019 года, аналитика по кредитным рейтингам граждан Российской Федерации остается весьма ограниченной. Тем не менее, воспользуемся имеющимися в распоряжении публичными, репрезентативными статистическими данными по состоянию на конец 2019 года, предоставленные БКИ «ОКБ», которые охватывают кредитные истории около 78 млн граждан, когда-либо бравших кредит или заём, и данные о которых имеются в указанном БКИ [105]. Исходные данные представлены в приложении Б.

Проведем структурный анализ распределения граждан по категориям кредитного рейтинга (высокий, средний, низкий) на региональном уровне согласно методике БКИ «ОКБ». На рисунке 2.9 показано соотношение кредитных рейтингов заемщиков-физических лиц (высокий, средний, низкий).



- Высокий кредитный рейтинг                       Средний кредитный рейтинг  
 Низкий кредитный рейтинг

Источник: составлено автором по материалам [105].

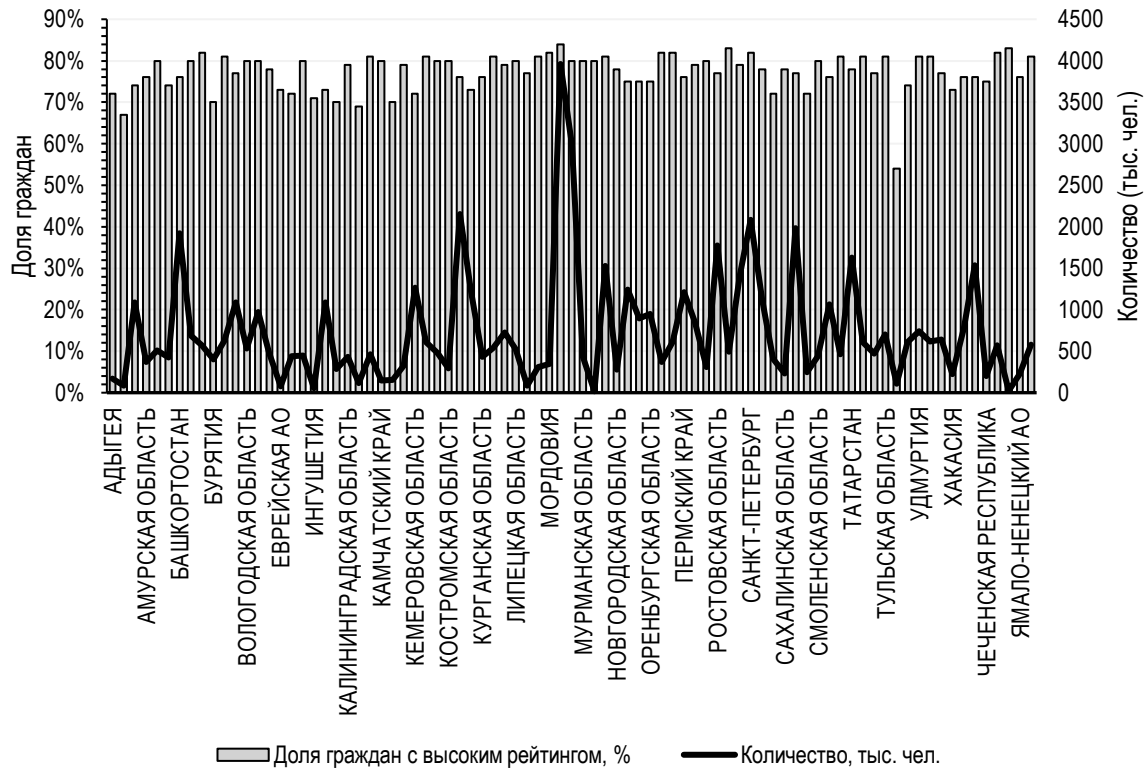
Рисунок 2.9 – Соотношение кредитных рейтингов заемщиков-физических лиц

Как видно из рисунка 2.9, 78% граждан Российской Федерации в «доковидный» период времени (до пандемии COVID-19) имели высокий кредитный рейтинг, низкий – 13%, а средний – 9% от общей численности.

На рисунке 2.10 показано распределение субъектов Российской Федерации с заемщиками-физическими лицами, имеющие высокий кредитный рейтинг.

Анализ графического материала позволяет сделать вывод о том, что в «доковидный» период времени более 60 млн заемщиков из 78 млн человек (78% выборки) имели высокий кредитный рейтинг. В региональном срезе наблюдается незначительная волатильность (изменчивость) в доле граждан с высоким кредитным рейтингом. В среднем, по всей совокупности субъектов Российской Федерации эта доля составила 77% со абсолютным стандартным отклонением  $\pm 4,5\%$ . Наименьшее значение в 54% зафиксировано в Республике Тыва, а наибольшее – в Москве (84%).



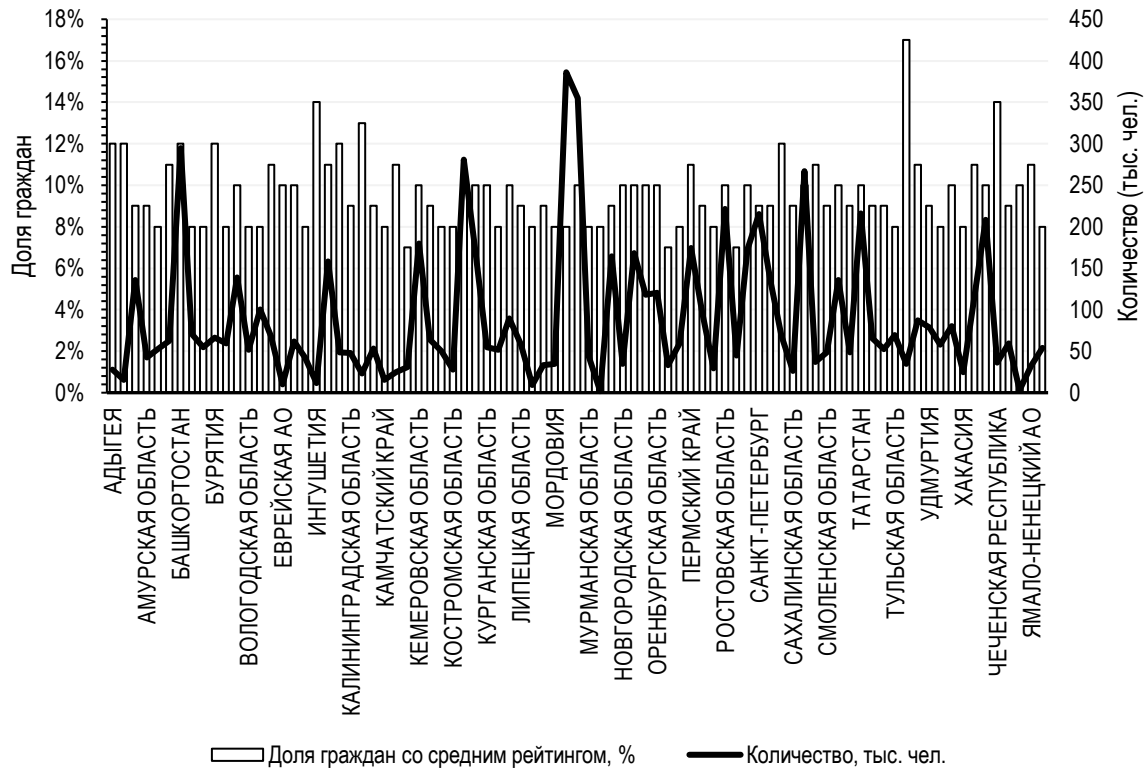


Источник: составлено автором по материалам [105].  
 Рисунок 2.10 – Субъекты Российской Федерации с заемщиками-физическими лицами, имеющие высокий кредитный рейтинг

Кроме этого, большой процент заемщиков-физических лиц, более 80%, с высоким кредитным рейтингом выявлен в Брянской, Владимирской, Калужской, Кировской, Курской, Нижегородской, Рязанской областях, Санкт-Петербурге и в других регионах.

На рисунке 2.11 показано распределение субъектов Российской Федерации по заемщикам в процентном и абсолютном выражении, имеющие средний кредитный рейтинг.

Как видно из представленного графического материала, практически во всех субъектах, доля граждан со средним кредитным рейтингом не превышает 12%. Исключениями являются Калмыкия (13%), Ингушетия (14%), Чеченская Республика (14%). В целом, по данному признаку анализируемые субъекты имеют наименьшую вариацию значений. Доля граждан со средним кредитным рейтингом составила 10%, а абсолютное стандартное отклонение  $\pm 1,7\%$ .

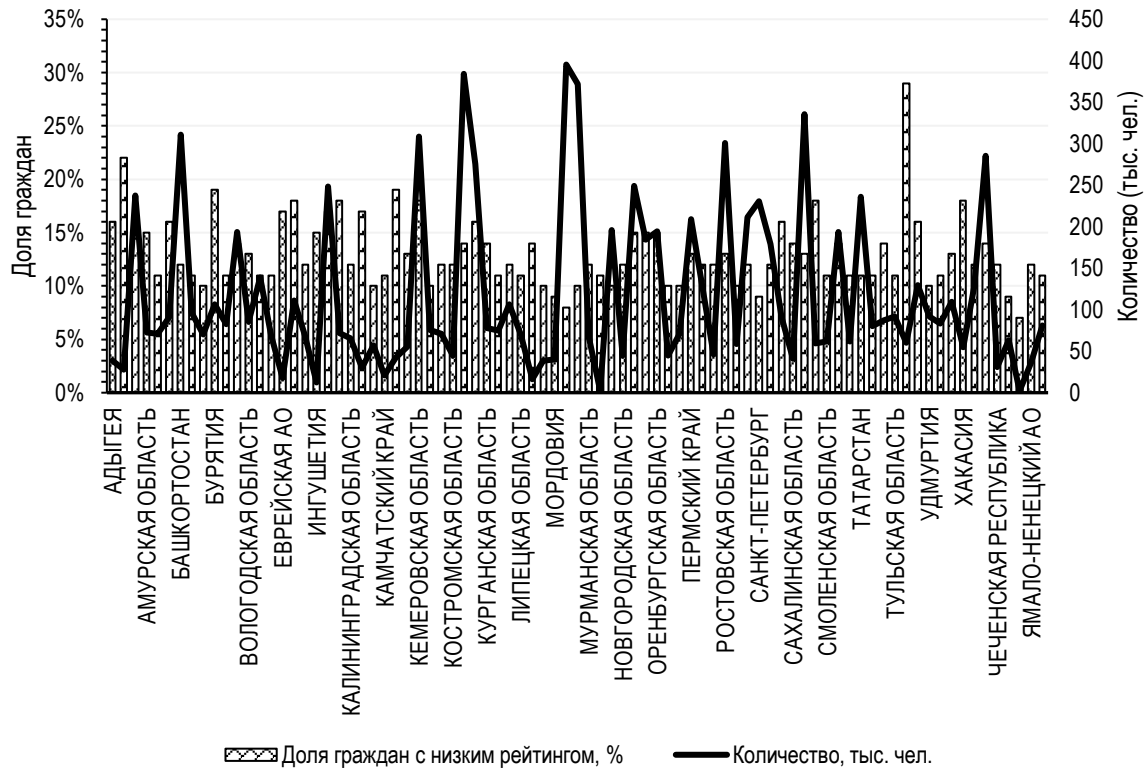


Источник: составлено автором по материалам [105].

Рисунок 2.11 – Субъекты Российской Федерации с заемщиками-физическими лицами, имеющие средний кредитный рейтинг

На рисунке 2.12 приведено распределение субъектов Российской Федерации по заемщикам, имеющие низкий кредитный рейтинг.

Анализ представленного выше графического материала позволяет также сделать ряд особенностей. Во-первых, суммарная доля граждан с низким кредитным рейтингом в общей выборке составила 13% (9,8 млн заемщиков из 77,7 млн), что выше доли граждан со средним кредитным рейтингом (9%). Во-вторых, эта категория отличается и более высокой неравномерностью в проценте заемщиков: средняя доля составила 13%, а абсолютное стандартное отклонение  $\pm 3,4\%$ . Наихудшие показатели зафиксированы в Алтае (22%), в Бурятии (19%), в Забайкальском крае (18%), в Карачаево-Черкессии (19%), в Республике Тыва (29%) и в ряде других регионах. С другой стороны, наилучшие показатели по доле заемщиков с худшими кредитными рейтингами выявлено в Мордовии (9%), в Москве (8%), в Санкт-Петербурге (8%) и в других субъектах Российской Федерации.



Источник: составлено автором по материалам [105].

Рисунок 2.12 – Субъекты Российской Федерации с заемщиками-физическими лицами, имеющие низкий кредитный рейтинг

Таким образом, проведенный анализ институциональной структуры взаимоотношений основных экономических агентов, которые принимают участие в формировании индивидуальных рейтингов субъектов кредитных историй, позволил сформулировать ряд выводов:

1) Количество организаций, принимающих прямое участие в формировании индивидуальных кредитных рейтингов, ежегодно снижается. Особое внимание обращаем на динамику БКИ, количество которых за последние пять лет снизилось почти в два раза. С одной стороны, как комментирует Банк России, на финансовом рынке должны осуществлять свою деятельность организации, обладающие высокой устойчивостью к возможным шокам и соблюдающие банковское законодательство. С другой стороны, снижается количество финансовых посредников, которые в своей совокупности снижают негативные эффекты от асимметрии информации, распределенной на кредитном рынке.

2) В условиях цифровизации на рынке появляются альтернативные поставщики (компании) кредитных рейтингов, которые способны формировать экспресс-рейтинги на основе технологий «*Big Data*» и машинного обучения (*machine learning*). Однако таких компаний совсем немного, а часть из них вынуждена был покинуть российский рынок в связи с текущими событиями.

3) Аналитика по кредитным рейтингам граждан Российской Федерации остается весьма ограниченной. В этой связи в практическом аспекте можно было бы предложить Банку России подумать над вопросом по разработке некоторой метрики по кредитным рейтингам граждан Российской Федерации, хотя бы на региональном уровне, а также включения такой метрики в годовые или ежеквартальные отчеты. Это качественно дополнило бы представление о состоянии кредитного рынка, уровня кредитоспособности граждан Российской Федерации. В этом аспекте в параграфе 3.1 мы предлагаем использовать авторский индекс развития услуг БКИ, который может послужить качественным дополнением для обнаружения экономических взаимосвязей в деятельности участников кредитного рынка, оценки эффектов от регулятивных решений, затрагивающих деятельность БКИ и кредитных организаций.

Проведенный же структурный анализ кредитных рейтингов граждан, в целом, по Российской Федерации выявил достаточно хороший его «доковидный» уровень. Доля граждан, имеющей кредитную историю, с категорией индивидуального кредитного рейтинга «высокий» составила более 70%. Однако региональный срез показал очень неравномерное распределение регионов по категориям индивидуального кредитного рейтинга, особенно по заемщикам, имеющие низкий кредитный рейтинг.

Таким образом, результаты проведенного анализа, формирования оценки в деятельности участников системы формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации, как завершающего этапа в анализе организационных основ и практик формирования индивидуальных

кредитных рейтингов позволяют перейти к рассмотрению направлений по развитию механизма формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации в условиях цифровизации.

## Глава 3

### Направления по развитию механизма формирования индивидуальных кредитных рейтингов в условиях цифровизации

#### 3.1 Оценка воздействия развития бюро кредитных историй на уровень кредитных рисков по операциям с физическими лицами

Бюро кредитных историй как организация, относящаяся к инфраструктуре кредитного рынка, как особый институт финансового посредничества, обеспечивающий обмен информацией между субъектами кредитной истории и ее пользователями, выполняет важную функцию, заключающуюся в снижении негативных эффектов от асимметрии информации на кредитном рынке [34; 39; 67; 80; 98]. Появление и развитие БКИ в Российской Федерации является закономерным и объективным процессом развития рынка кредитных услуг [10]. Ведь такой институт, как БКИ, должен снижать уровень асимметрии информации для отдельных кредиторов (займодавцев), обеспечивая последних актуальными данными о состоянии ссудной задолженности граждан, их платежной дисциплине. В результате развития инфраструктурных институтов кредитного рынка, должна повышаться точность в оценке кредитоспособности заемщиков, вероятности их дефолтов. Кроме этого, калибровка ставки процента по кредитам, займам с учетом релевантной информации о заемщиках должно способствовать, при прочих равных условиях, повышению качества кредитных портфелей, и, возможно, высвобождению средств, направляемые в резервы на возможные потери по ссудам (далее – РВПС).

Отметим, что до момента образования БКИ в Российской Федерации, когда в инфраструктуре кредитного рынка, по сути, отсутствовала так таковой механизм эффективного обмена кредитной информацией, кредиторы на

практике сталкивались с ростом моральных рисков и рисками неблагоприятного отбора [57]. Это приводило к увеличению отчислений в РВПС, росту проблемных кредитов (*nonperforming loans*, NPL), к ухудшению финансовых показателей кредитных организаций. Решение данной проблемы государство видело в развитии архитектуры институтов кредитного рынка, в разработке соответствующего законодательства.

До принятия Федерального закона о кредитных историях велась полемика относительно роли Банка России в части организации централизованного обмена данных между основными участниками кредитного процесса, обязательств кредиторов предоставлять информацию в БКИ о платежной дисциплине заемщиков, содержании обмениваемой информации и по других аспектам [20].

Эта полемика в банковском сообществе, поддержанная государством, позволила выработать соответствующий федеральный закон, внести необходимые правки в другие нормативные правовые акты, определить структурные подразделения в Банке России и Министерстве финансов Российской Федерации, в сферу ответственности которых были включены вопросы регулирования БКИ на финансовом рынке.

Причем, Банк России и сегодня продолжает поиск эффективной модели регулирования финансового рынка, которая, с одной стороны, отвечала бы современным потребностям рынка, его участников, а с другой стороны, – обеспечивала бы достижение целей Стратегии развития финансового рынка Российской Федерации в долгосрочной перспективе<sup>1)</sup>.

Для обеспечения достижения целей Стратегии развития финансового рынка Банк России еще в 2021 году, когда имелся только лишь проект Стратегии, уже начал реализовывать определенные мероприятия. В аспекте исследуемой проблематики эти мероприятия, в том числе, отразились на организационной структуре самого Банка России. В январе 2021 года при

---

<sup>1)</sup> Об утверждении Стратегии развития финансового рынка РФ до 2030 года [Распоряжение Правительства РФ от 29.12.2022 N 4355-п] // СПС «Консультант Плюс. – Текст : электронный. – URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_436693/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_436693/) (дата обращения: 09.01.2023).

Банке России был создан отдельный Департамент управления данными, который был образован путем объединения Департамента обработки отчетности и Центра управления данными, входящего ранее в состав Департамента статистики и управления данными. Департамент управления данными обеспечивает «сопоставимость данных в информационных ресурсах Банка России, внедрение современных стандартов электронного формата предоставления отчетных данных поднадзорными организациями (XBRL), разработку правил формирования данных»<sup>1)</sup> и другие.

Примечание – XBRL (eXtensible Business Reporting Language) – это расширяемый язык деловой отчетности.

В число основных задач Департамента, кроме всего, прочего входит:

– регулирование и контроль рынка услуг БКИ в соответствии с Федеральным законом о кредитных историях, нормативными и иными актами Банка России;

– сбор и предоставление физическим лицам информации о БКИ, в которых хранятся сведения о кредитных историях [130].

Ввиду значимости регулирования рынка услуг БКИ [45; 69; 84] и необходимости принятия скоординированных решений на государственном уровне, вопрос регулирования детальности БКИ входит в сферу ответственности Департамента финансовой политики Министерства финансов Российской Федерации.

В целом, рынок услуг БКИ достаточно активно развивался с момента законодательного и правового закрепления статуса БКИ [35; 41-42; 46; 50; 54; 58]. Если говорить о показателях, то с ростом количества БКИ (до недавнего времени) сформировались устойчивые договорные отношения между БКИ и поставщиками информации для формирования и актуализации данных кредитных историй, пользователями кредитных отчетов. Расширился и спектр

---

<sup>1)</sup> Департамент управления данными Банка России : сайт. – URL: [https://cbr.ru/about\\_br/bankstructute/dud/](https://cbr.ru/about_br/bankstructute/dud/) (дата обращения: 12.05.2021). – Текст : электронный.



услуг, предоставляемых БКИ (предоставление данных по ПДН, определение индивидуальных кредитных рейтингов и др.).

Вместе с тем, само появление и развитие БКИ как ключевого, инфраструктурного, информационно-аналитического института на кредитном рынке, обеспечивающего с недавнего времени расчет индивидуальных кредитных рейтингов, направлено на обеспечение необходимой кредитной информацией кредиторов и займодавцев [137; 141]. Отсюда можно предположить, что по мере развития института БКИ, кредиторы должны были более точно оценивать кредитоспособность заемщиков, и соответственно, кредитные риски. Другими словами, развитие услуг БКИ должно было приводить к улучшению *качественных показателей*, характеризующие точность оценок кредитного риска. Данное предположение считаем важным на фоне научных публикаций, которые ввиду ограниченности доступной информации, не выделяют наличие статистически значимой взаимосвязи между развитием БКИ и динамики проблемной задолженности [42; 57].

В связи с этим, предлагаем проверить научную гипотезу, заключающуюся в том, что *появление и развитие БКИ формирует предпосылки для повышения точности оценок кредитного риска по операциям с физическими лицами.*

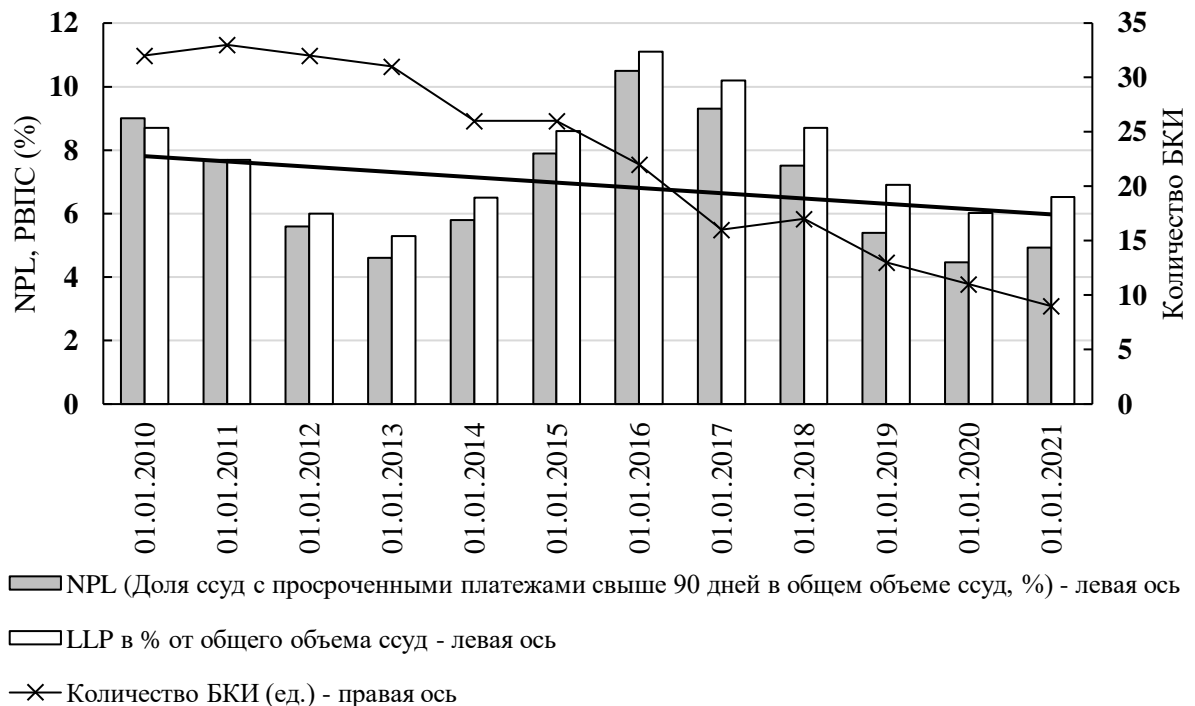
Для проверки данной гипотезы рассмотрим макропруденциальные индикаторы финансовой устойчивости – долю проблемной задолженности (*nonperforming loans – NPL*) и резервы на возможные потери по ссудам (*loss loan provisions – LLP*) [51; 119].

#### Примечания

- 1 Согласно толкованию МВФ показатель *NPL* – это ссуды с просроченными платежами по процентам и/или основной сумме долга свыше 90 дней; или выплата процентов по ссуде была просрочена свыше 90 дней, капитализирована, рефинансирована или была задержана по соглашению между сторонами кредитных отношений; или платежи по ссуде были просрочены меньше 90 дней, но при этом есть веские причины (например, заявления должника о банкротстве) сомневаться в том, что платежи будут полностью произведены [119].
- 2 В русскоязычной научной литературе для обозначения резервов на возможные потери по ссудам используется аббревиатура «РВПС».

Традиционно эти индикаторы характеризуют качество банковских активов. Вместе с тем, их динамика может быть отчасти детерминирована уровнем организации механизма обмена кредитной информацией, в которой БКИ занимают центральное место обмену информацией между субъектами и пользователями кредитных историй.

Вначале проанализируем общую динамику *NPL*, *LLP*, с одной стороны, и количество БКИ, – с другой, что наглядно иллюстрирует рисунок 3.1.



Источник составлено автором по материалам [132].

Рисунок 3.1 – Макропруденциальные индикаторы кредитного риска по операциям с физическими лицами и динамика количества БКИ в Российской Федерации

Анализ графического материала показывает, что *NPL* и *LLP* в анализируемом периоде времени снижались от года к году совсем небольшими темпами на фоне существенного сокращения БКИ.

Считаем, что простое сопоставление динамики количества БКИ и индикаторов кредитного риска лишь в малой степени может свидетельствовать о каких-либо взаимосвязях. Характерным примером является период с 2012 г. по 2015 г., когда анализируемые макропруденциальные индикаторы повышались, а количество БКИ

сокращалось. Можно выдвинуть два предположения: либо снижение количества БКИ отрицательно оказывало воздействие на *NPL* и *LLP*, либо динамика *NPL* и *LLP* в указанный период времени была детерминирована в большей степени иными факторами (экономическими, политическими).

Так или иначе использование только лишь показателя количества БКИ не является достаточным для проверки сформулированной научной гипотезы. В связи с этим предлагаем рассмотреть более детально показатели развития услуг БКИ, статистика по которым аккумулируется в Банке России, представленные в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Количественные показатели развития БКИ в Российской Федерации

В миллионах единиц

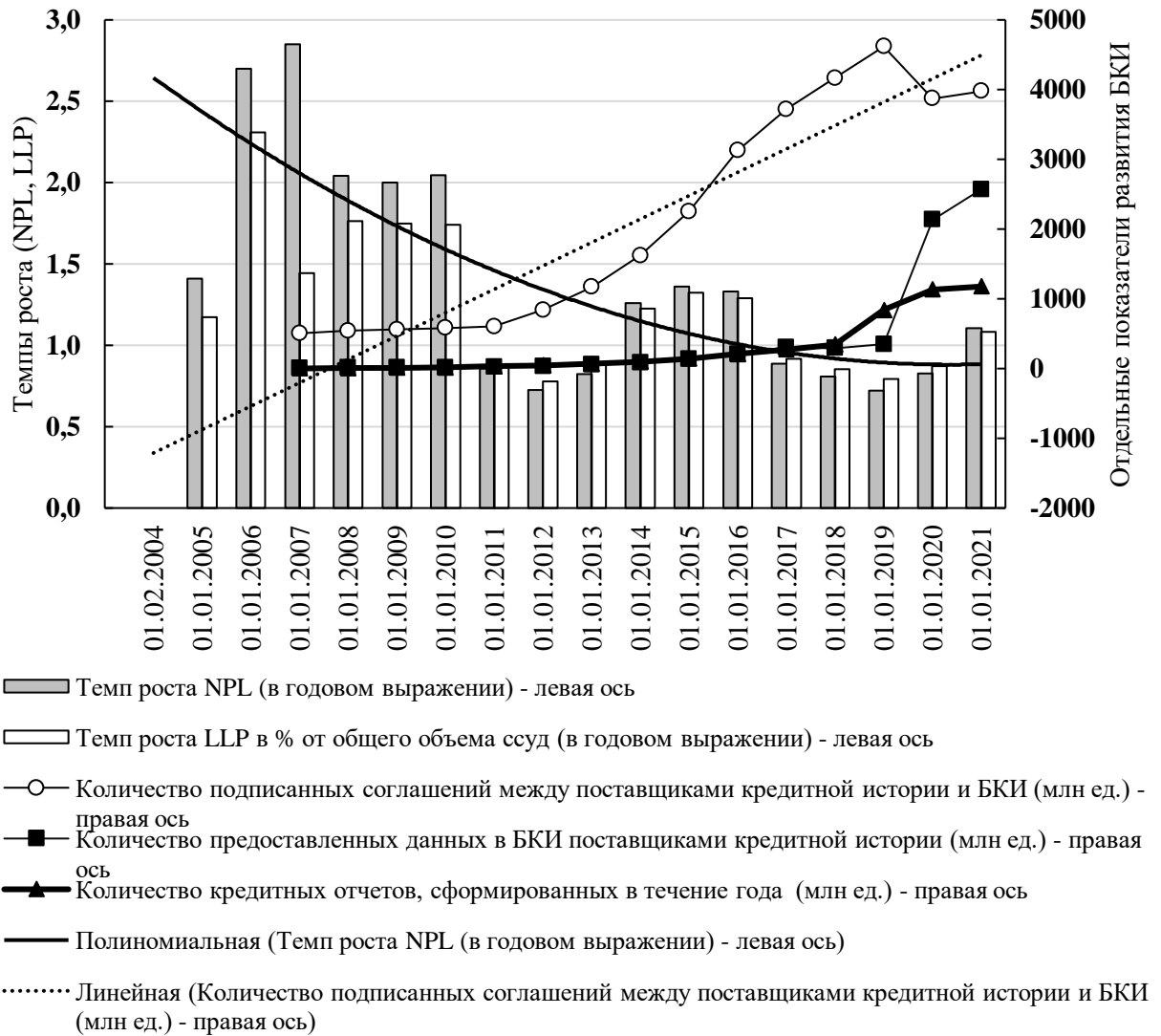
Показатель	2006	2007	2010	2015	2016	2017	2018	2019	2020	
1. Количество БКИ, ед.	22	28	31	22	16	17	13	11	9	
2. Количество подписанных соглашений между поставщиками кредитной истории и БКИ, ед.	Бюро 1	363	385	435	2469	2980	3388	3780	3 874	3 976
	Бюро 2	141	154	163	478	509	516	550		
	Бюро 3	1	1	7	180	230	260	287		
3. Количество предоставленных данных в БКИ поставщиками кредитной истории	4,89	9,92	22,05	209,98	304,92	290,27	347,73	2136,14	2568,28	
4. Количество кредитных отчетов, сформированных в течение года	0,89	5,05	31,09	208,10	272,01	345,26	841,83	1133,66	1175,97	
в т.ч. предоставленных пользователям	0,89	5,05	31,08	208,08	271,78	344,89	840,73	1129,89	1172,50	
5. Количество уникальных субъектов кредитной истории в АС ЦККИ	11,57	24,18	53,79	98,82	107,28	115,29	122,79	129,39	137,95	
<p>Примечания</p> <p>1 Периоды времени с 2008 г. по 2009 г., а также с 2011 г. по 2014 г. не включены в таблицу для повышения в наглядности приращения анализируемых показателей. На рисунке 3.2 отображен весь временной диапазон с 2007 г. по 2020 г.</p> <p>2 Статистика по показателям со второго по пятый за периоды с 2006 г. по 2017 г. и третьему показателю в разрезе 2018 г. не включает одно крупное бюро.</p> <p>3 Количество уникальных поставщиков кредитной истории представлено на основе данных 4 крупнейших бюро.</p>										

Источник: составлено автором по материалам Банка России [130].

Анализ таблицы 3.1 позволяет выделить ряд особенностей. В частности, как видно из табличных данных, количество подписанных соглашений между поставщиками кредитной истории и БКИ, количество предоставленных данных в БКИ поставщиками кредитной истории, количество кредитных отчетов, сформированных в течение года, за период с 2006 г. по 2015 г. возрастало экспоненциально. Отсюда следует, что при сокращении количества БКИ объем их операций существенно возрос. Далее, ввиду того, что показатели *NPL* и *LLP* могут быть детерминированы влиянием множества факторов, предлагаем проанализировать не абсолютные их значения, а относительные, то есть индексы роста. Вполне возможно, что развитие услуг БКИ находит свое выражение в темпах изменения проблемной задолженности и резервов на возможные потери по ссудам.

На рисунке 3.2 показаны темпы изменения данных макропруденциальных индикаторов на уровне банковского сектора и показатели развития услуг БКИ. Анализ рисунка 3.2 позволяет выделить ключевые особенности в динамике представленных показателей. Построив дополнительно тренды по темпам изменения *NPL* и *LLP*, мы наблюдаем действительно обратную взаимосвязь между этими индикаторами и показателями развития БКИ.

Существенный рост количества подписанных соглашений между БКИ и поставщиками кредитной истории, рост объемов запросов на предоставление кредитных отчетов связан с замедлением темпа роста проблемных кредитов и, соответственно, денежных средств, направляемых кредитными организациями, на формирование РВПС, и наоборот. Причем, среди всех показателей развития услуг БКИ именно количество подписанных соглашений между БКИ и поставщиками кредитной истории имело наиболее ярко выраженную обратную взаимосвязь с макропруденциальными индикаторами кредитного риска.



Источник: составлено автором по материалам [132].

Рисунок 3.2 – Темпы роста индикаторов кредитного риска по операциям с физическими лицами и показатели развития БКИ в Российской Федерации

В тоже самое время, визуально наблюдаемая обратная взаимосвязь не является окончательным ответом на постулированную выше научную гипотезу. Для подтверждения или опровержения гипотезы необходимо проверить, является ли данная взаимосвязь статистически значимой. Вопрос усложняется тем, что развитие услуг БКИ анализируется через комплекс показателей, которые довольно сложно ранжировать по степени важности. В связи с этим, предлагаем воспользоваться известными экономико-математическими методами, а именно, методом главных компонент, для разработки (*синтетического*) *индекса развития БКИ* [35]. Особенность его расчета заключается в использовании знаний о количественных взаимосвязях

между исходными показателями развития БКИ. Как предполагается, такой индекс позволит анализировать не только уровень развития услуг БКИ, в целом, на макроуровне, но также может послужить качественным дополнением для обнаружения экономических взаимосвязей в деятельности участников кредитного рынка, оценки эффектов от регулятивных решений, затрагивающих деятельность БКИ и кредитных организаций [35].

В общем виде модель значений главных компонент можно записать в матричном выражении с помощью формулы (3.1)<sup>1)</sup>

$$F = Z(A^T)^{-1}, \quad (3.1)$$

где расчетные значения  $F$  можно представить в форме матрицы значений (3.2)

$$F = \begin{pmatrix} f_{11} & \dots & f_{1v} & \dots & f_{1k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ f_{i1} & \dots & f_{iv} & \dots & f_{ik} \\ f_{n1} & \dots & f_{nv} & \dots & f_{kv} \end{pmatrix}, \quad (3.2)$$

где  $F$  – значение главных компонент, представляющие собой линейную комбинацию исходных стандартизированных значений признаков (показателей развития БКИ);

$Z$  – матрица нормированных значений показателей развития БКИ ( $x_{ij}$ ) размерностью ( $n \times k$ ) с элементами согласно формулы (3.3)

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j}, \quad (3.3)$$

---

<sup>1)</sup> Винюков, И.А. Многомерные статистические методы = Multivariate statistical methods. Tutorial : учебное пособие / И.А. Винюков. – Москва : Финансовый университет, 2014. – 192 с. – ISBN 978-5-7942-1205-1.

где  $z_{ij}$  – нормированные значения показателя  $j$  для наблюдения  $i$ ;  
 $\bar{x}_j$  – среднее значение показателя  $j$ ;  
 $s_j$  – стандартное отклонение показателя  $j$ ;  
 $A$  – матрица факторных нагрузок размерности  $(k \times k)$ .

Метод главных компонент, как предполагается, позволит выделить наиболее общую в информативном плане главную компоненту  $m$  из диапазона анализируемых  $k$ -показателей, которая и будет определять индекс развития БКИ (*credit bureau development index*, далее – *CBDI*).

Примечание – Метод главных компонент используется часто в задачах снижения размерности исходных признаков (показателей), так что  $m \ll k$ .

Исходными данными для расчета индекса развития БКИ являются прологарифмированные значения исходных показателей развития  $(\ln(x_{ij}))$ , за период с 2007 г. по 2020 г., а именно:

- количество подписанных соглашений между поставщиками кредитной истории и БКИ ( $x_1$ );
- количество предоставленных данных в БКИ поставщиками кредитной истории ( $x_2$ );
- количество кредитных отчетов, сформированных в течение года ( $x_3$ );
- количество уникальных субъектов кредитной истории в АС ЦККИ ( $x_4$ ).

Прологарифмированные значения указанных выше показателей нормируются  $(x_{ij} \rightarrow z_{ij})$  с использованием формулы (3.3) для получения однородных данных. В аналитической форме *CBDI* – индекс развития БКИ можно описать через главную компоненту  $m$ , которая будет выделена с использованием метода главных компонент с помощью формулы (3.4)

$$CBDI = f_m = \beta_{m1}z_1 + \beta_{m2}z_2 + \beta_{m3}z_3 + \beta_{m4}z_4 , \quad (3.4)$$

где  $\beta_{m1}, \beta_{m2}, \beta_{m3}, \beta_{m4}$  – факторные коэффициенты для главной компоненты  $m$  и нормализованных значений показателей развития  $j$  ( $j = 1 \dots 4$ ).

Как видно из формулы (3.4), *CBDI* представляет собой линейную комбинацию нормированных значений показателей развития БКИ. Все необходимые расчеты были выполнены в программе «IBM SPSS Statistics. Version 22». Описательная статистика результатов приведена в приложении В.

В частности, в таблице 3.2 представлена информация об объясненной дисперсии исходных переменных выделенными главными компонентами.

Таблица 3.2 – Объясненная дисперсия исходных переменных выделенными главными компонентами

Главные компоненты	Начальные собственные значения показателей			Объясненная дисперсия показателей		
	Всего	Процент дисперсии	Кумулятивный процент	Всего	Процент дисперсии	Кумулятивный процент
1	3,974	94,846	94,846	3,974	94,846	94,846
2	0,131	3,287	98,134	-	-	-
3	0,069	1,734	99,867	-	-	-
4	0,005	0,133	100,000	-	-	-
Примечание – Прочерки «-» означают отсутствие существенного прироста в объясненной дисперсии исходных показателей второй и последующими главными компонентами.						

Источник: составлено автором.

Анализ таблицы 3.2 позволяет сделать вывод о том, что первая главная компонента ( $m = 1$ ) объясняет 94,85% дисперсии значений исходных показателей. В контексте нашего исследования это означает, что первая компонента может обоснованно рассматриваться в качестве индекса развития БКИ (*CBDI*).

Коэффициенты для расчета *CBDI* приведены на рисунке В.1 в приложении В.



Ниже приведем оцененное уравнение *CBDI* для Российской Федерации с помощью формулы (3.5)

$$CBDI = 0,253z_1 + 0,257z_2 + 0,262z_3 + 0,256z_4. \quad (3.5)$$

На завершающем этапе оценим наличие существенных взаимосвязей между макропруденциальными показателями финансовой устойчивости *NPL*, *LLP* и индексом развития БКИ – *CBDI*. Также введем обозначение и будем использовать в дальнейшем: темп роста (индекс) *NPL* –  $I_{NPL}$ , темп роста (индекс) *LLP* –  $I_{LLP}$ . Указанные индексы, как и показатель *CBDI* были прологарифмированы. Далее, с использованием методов регрессионного анализа были оценены искомые взаимосвязи. Описательные статистики приведены в приложении Г.

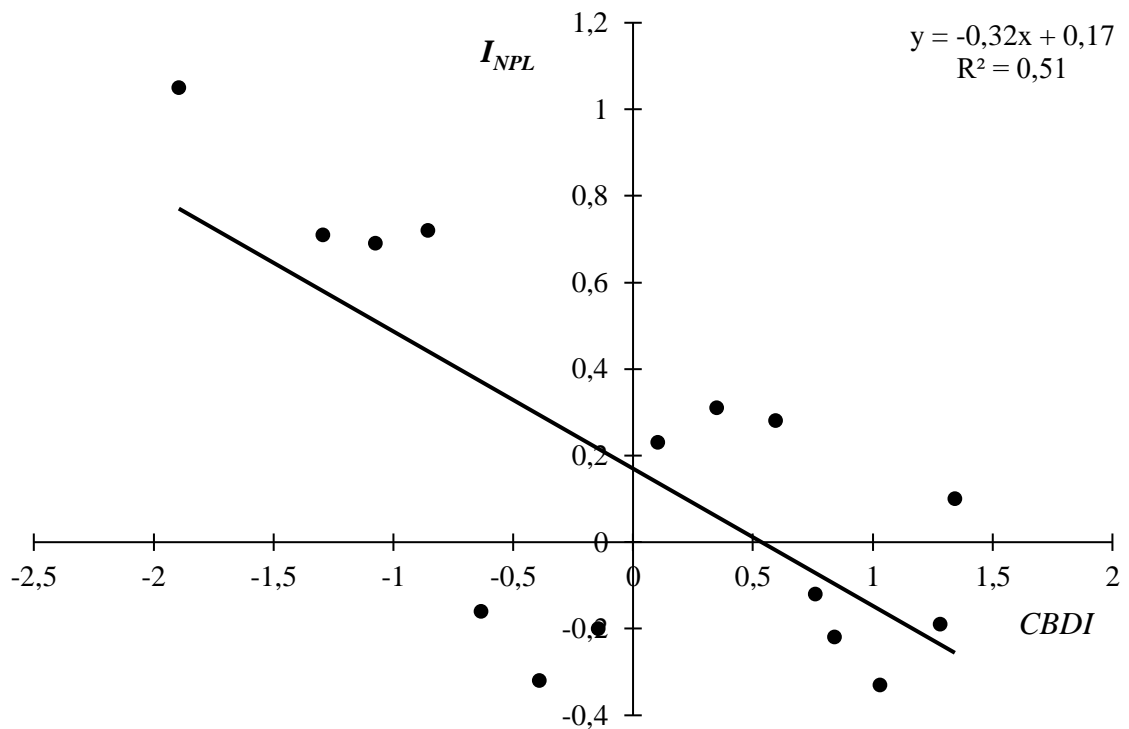
Как оказалось, взаимосвязь между индексом развития БКИ (*CBDI*) и темпом изменения резервов на возможные потери по ссудам ( $I_{LLP}$ ) едва можно назвать существенной. В частности, коэффициент детерминации составил:  $R^2=0,37$ , а коэффициент эластичности  $I_{LLP}$  по индексу развития БКИ (*CBDI*) оказался не значимым. Фактический уровень значимости составил 0,016, что выше априорно задаваемого уровня  $\alpha=0,01$ . Однако в ходе исследования была подтверждена значимая обратная взаимосвязь между индексом развития БКИ и динамикой величины проблемных кредитов: коэффициент детерминации  $R^2=0,51$ , коэффициент эластичности  $I_{LLP}$  по *CBDI* составил 0,003 при верхней априорно заданной границе  $\alpha=0,01$ .

Тем самым, оцененную модель влияния индекса развития БКИ на приращение в совокупной величине проблемных кредитов можно записать в следующей форме с помощью формулы (3.6)

$$I_{NPL} = 0,17 - 0,32 \times CBDI. \quad (3.6)$$

Отсюда следует, что развитие деятельности БКИ действительно значимо способствует, или другими словами, детерминирует замедление приращений

в объеме проблемных кредитов. Эта взаимосвязь наглядно проиллюстрирована на рисунке 3.3.



Источник: составлено автором.

Рисунок 3.3 – Зависимость индекса роста проблемных кредитов от развития услуг БКИ по данным за 2007-2020 годы

Таким образом, в контексте проверяемой гипотезы можно констатировать, что появление и развитие БКИ формирует предпосылки для повышения точности оценок кредитного риска по операциям с физическими лицами, что находит выражение в замедлении приращения объема проблемных кредитов. Тем самым, развитие института БКИ способствует повышению уровня устойчивости кредиторов на кредитном рынке.

### **3.2 Научно-методический подход по применению методов научного познания и отбору данных при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в условиях цифровизации**

Крупные кредиторы и займодавцы, имеющие обширные базы данных по своим клиентам, располагают современными технологиями их обработки (*Big Data, машинное обучение*), которые позволяют получать наиболее точные оценки в кредитоспособности заемщиков. Экономическое содержание этих технологий состоит в том, они позволяют не просто накапливать «огромные» массивы информации о заемщиках, но и проводить их изучение на предмет наличия возможных взаимосвязей между персональными характеристиками заемщиков и качеством обслуживания ссудной задолженности, осуществлять поиск однородных подгрупп заемщиков, схожих по качеству обслуживания ссудной задолженности, учитывать воздействие различных факторов и тому подобное. С практической точки зрения научные исследования, связанные с проверкой точности и достоверности получаемых оценок при использовании указанных технологий все еще проводятся [48; 86; 94]. Имеющиеся результаты говорят о наличии некоторого качественного приращения в оценках кредитоспособности клиентов. Вместе с тем, эти исследования носят все еще открытый поисковый характер, так как адекватность имеющихся оценок различается в зависимости от «длины» анализируемых временных данных о заемщиках, источниках получения этих данных и других параметров.

С другой стороны, не все кредиторы и займодавцы располагают необходимыми технологиями и информацией для релевантной оценки кредитоспособности заемщиков, что побуждает их использовать либо традиционные скоринговые модели (например, на основе применения методов построения логистических регрессий), либо передавать этот бизнес-процесс для выполнения на аутсорсинг. Очевидно, что в такой ситуации в экономической системе необходимо обеспечить возможность конкурентного доступа для всех участников кредитного рынка к информации, позволяющей

осуществлять комплексную оценку рисков, связанными с предоставлением кредитов и займов. Вместе с тем, решение данной задачи неразрывно связано, в том числе и с развитием методик формирования индивидуальных рейтингов субъектов кредитных историй.

В связи с этим предлагаем разработать научно-методический подход, который позволит обосновывать предложения в части применения соответствующих научных методов формирования индивидуальных кредитных рейтингов при использовании различного типа информации о заемщиках (*традиционной, альтернативной*). Научно-методический подход предлагаем построить на основе проверки научных гипотез с последовательным применением известных экономических методов познаний. В качестве первой научной гипотезы выдвигаем предположение о том, что современные научные методы, в частности, методы машинного обучения, использующие искусственный интеллект для анализа возможных взаимосвязей между многочисленными персональными характеристиками заемщиков и уровнем обслуживания ссудной задолженности, позволяют обеспечить более качественную классификацию заемщиков.

На основе результатов научного исследования, приведенные в параграфе 1.2, напомним, что в настоящее время на практике для решения задач кредитного рейтингования широко применяются научные методы: метод построения логистической регрессии,

- метод опорных векторов (SVM),
- методы машинного обучения: например, построенных на основе применения ансамблевых алгоритмов: «случайный лес», «XGBoost».

#### Примечания

- 1 В основе всех использования ансамблевых алгоритмов лежит идея обучения нескольких (базовых) классификаторов на одной и той же обучающей выборке, и комбинации их предсказаний для новых тестируемых объектов [43].
- 2 Алгоритм «случайны лес» применяется, в том числе, в задачах классификации объектов по их априорно заданным признакам на основе подбора наилучшей по прогностической силе структуры классификации с использованием регрессионных моделей (в виде дендограммы, «дерева») [75].

- 3 Алгоритм «XGBoost» является развитием методов классификации объектов на основе построения дендограмм и использования регрессионных моделей. Отличается тем, что в процессе его реализации используется, так называемый, градиентный «бустинг», то есть осуществляется последовательное моделирование классификаций с оценкой на каждом шаге приращений прогностической силы полученной классификации [98].

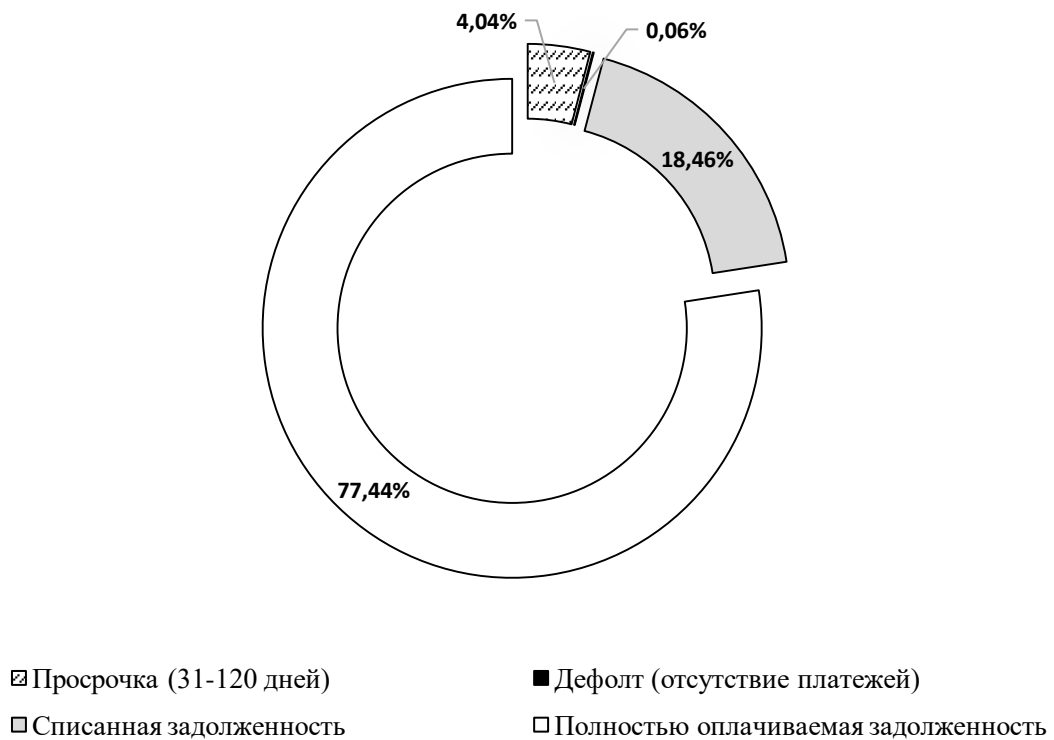
Для получения научно обоснованных оценок в прогностической силе указанных методов предлагаем использовать статистику по предоставленным кредитам и займам из открытых источников. При этом сразу уточним, что главной характеристикой исходных данных должна быть их достаточность, репрезентативность вне зависимости от их источника. В связи с тем, что в Российской Федерации пока отсутствуют открытые, репрезентативные базы данных о предоставленных кредитах и займах, которые можно использовать в контексте текущего научного исследования, воспользуемся доступной публичной информацией о займах, предоставленные крупнейшей иностранной финтех-компанией «LendingClub» [16]. Статистику по займам разделим условно на 2 периода: 2012-2014 гг. – для оценки параметров модели и первичной классификации заемщиков, а также 2015 г., как тестовый период для проверки уровня прогностической силы проведенной классификации заемщиков. Эти периоды выбраны не случайно. Они отличаются отсутствием сильных колебаний в экономике и, в частности, на кредитном рынке.

Рассматривая уровень обслуживания ссудной задолженности, мы будем исходить из того, что займы можно рассматривать как «проблемные» (уровень обслуживания низкий) во всех случаях, когда:

- а) по ним либо имелась просроченная задолженность в размере 31-120 дней;
  - б) по займам ним имел место дефолт, то есть отсутствие платежей на протяжении 120 дней;
  - в) займы были списаны как безнадежная задолженность (*charged off*).
- Будем рассматривать «проблемные» займы как нежелательный, негативный исход в отношениях между займодателем и заемщиком [37]. Достаточно часто в научных исследованиях кредиты и займы со статусом «проблемные»

противопоставляются с кредитами и займами, которые обслуживаются своевременно и в полном объеме (*full paid*). Предлагаем следовать данной логике, что позволит получить более устойчивые (робастные) оценки.

Из аналитической базы данных компании «LendingClub» за обозначенный выше период времени было извлечено около 313,6 тыс. записей по предоставленным займам, из которых порядка 70,7 тыс. займов были «проблемными» и 242,9 тыс. займов – с «хорошим» уровнем обслуживания ссудной задолженности, что иллюстрирует рисунок 3.4.

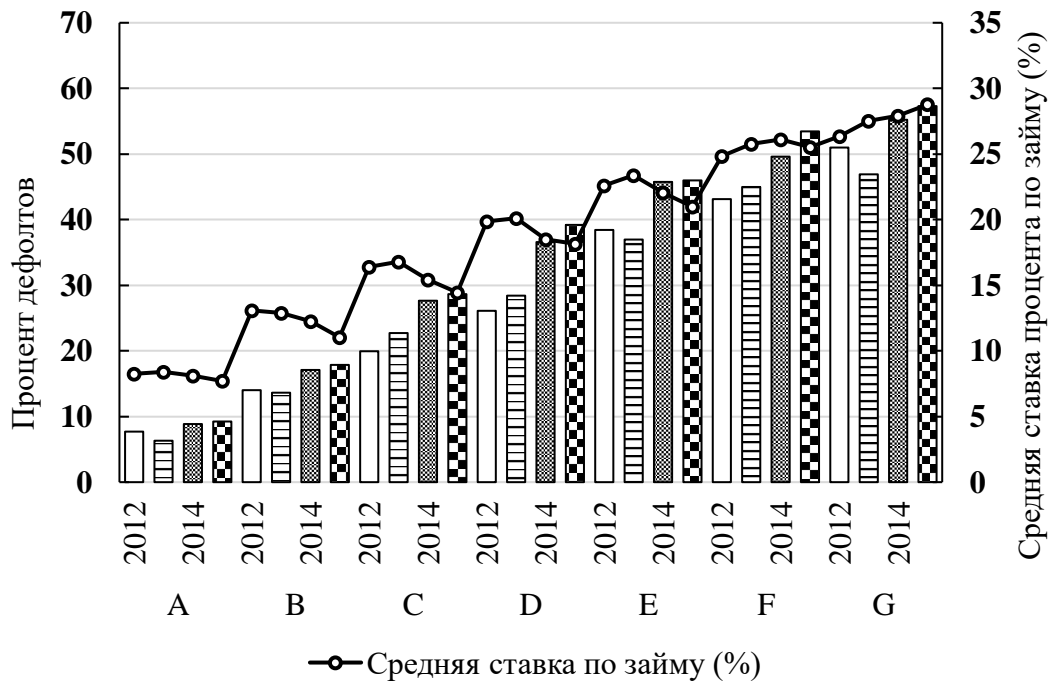


Источник: составлено автором по материалам [116].

Рисунок 3.4 – Статусы предоставленных займов

На рисунке 3.5 показана взаимосвязь между кредитными рейтингами, дефолтами и средней процентной ставкой, которая варьируется в зависимости от присвоенного рейтинга. Категории кредитных рейтингов разработаны «LendingClub», и они отражают качество обслуживания кредитной задолженности, ранжируя заемщиков от «первоклассного» уровня *A* до «наихудшего» *G*. В приложении Д представлена общая схема определения

ставки процента по категориям кредитного рейтинга, используемые в «LendingClub».



Источник: составлено автором по материалам [116].

Рисунок 3.5 – Процент дефолтов по кредитным рейтингам и средняя ставка процента для заемщиков «LendingClub»

Анализ рисунка 3.5 позволяет выделить несколько характерных особенностей. В частности, процент дефолтов возрастает с каждой последующей группировкой заемщиков, начиная с «наилучших» заемщиков: группа «А», процент заемщиков с дефолтом: 7,70% в 2012 г., 6,32% в 2013 г., 9,24% в 2014 г., и, заканчивая группой «наихудших» заемщиков: группа «G», процент заемщиков с дефолтом: 46,91% в 2012 г., 55,22% в 2013 г., 57,30% в 2014 г. Размер ставки процента для каждой последующей группы заемщиков повышается. Так, заемщики группы «А» кредитовались, в среднем, под 8,1-8,3%, а заемщики группы «G» под 28%. Другими словами, премия за риск дифференцирована в зависимости от группы кредитного рейтинга.

Для проверки постулированной научной гипотезы предварительно были проведены все необходимые процедуры в части подготовки данных.

Примечание – Предварительные процедуры в подготовке данных состояли: в удалении записей, имеющие нулевые значения по большинству анализируемых показателей; в удалении показателей, которые также имели большинство нулевых значений по исследуемой совокупности заемщиков; фильтрации и объединении записей, характеризующие «проблемную» задолженность и «хорошее» обслуживание задолженности; в числовой кодировке категориальных переменных, введение фиктивных переменных и другие необходимые процедуры [37].

В конечном итоге из большого массива персональных характеристик заемщиков были отобраны переменные, состав которых приведен в приложении Е. Все основные вычисления с подготовленными для анализа данными произведены в R-пакете. Результаты расчетов приведены в таблице 3.3, отражающей качество классификации заемщиков на группы «хороших» (полностью погашенные займы) и «плохих» (проблемная задолженность) с использованием различных научных методов.

Таблица 3.3 – Качество классификации заемщиков на группы «хороших» и «плохих» с использованием различных научных методов

Научные методы	AUC	Качество классификации. AR	«Чувствительность» / Доля верно выявленных «проблемных» заемщиков, TPR	«Специфичность» / Доля верно выявленных заемщиков, не относящихся к категории «проблемные», 1-FPR
Модель логистической регрессии	0,704	0,643	0,636	0,662
SVM-метод	0,698	0,592	0,536	0,739
Метод машинного обучения на основе алгоритма «случайный лес»	0,705	0,638	0,622	0,679
Метод машинного обучения на основе алгоритма «XGboost»	0,713	0,607	0,549	0,759
Примечания				
1 Показатели качества классификации рассчитываются: $TPR=TP/(TP+FN)$ , $FPR=FP/(TN+FP)$ .				
2 AUC (Area under Curve) – площадь под кривой ROC. ROC-кривая – это кривая «ошибок» бинарной классификации объектов [0,1].				
3 Расшифровка символов «TP», «FN», «FP» приведена в таблице 1.4.				

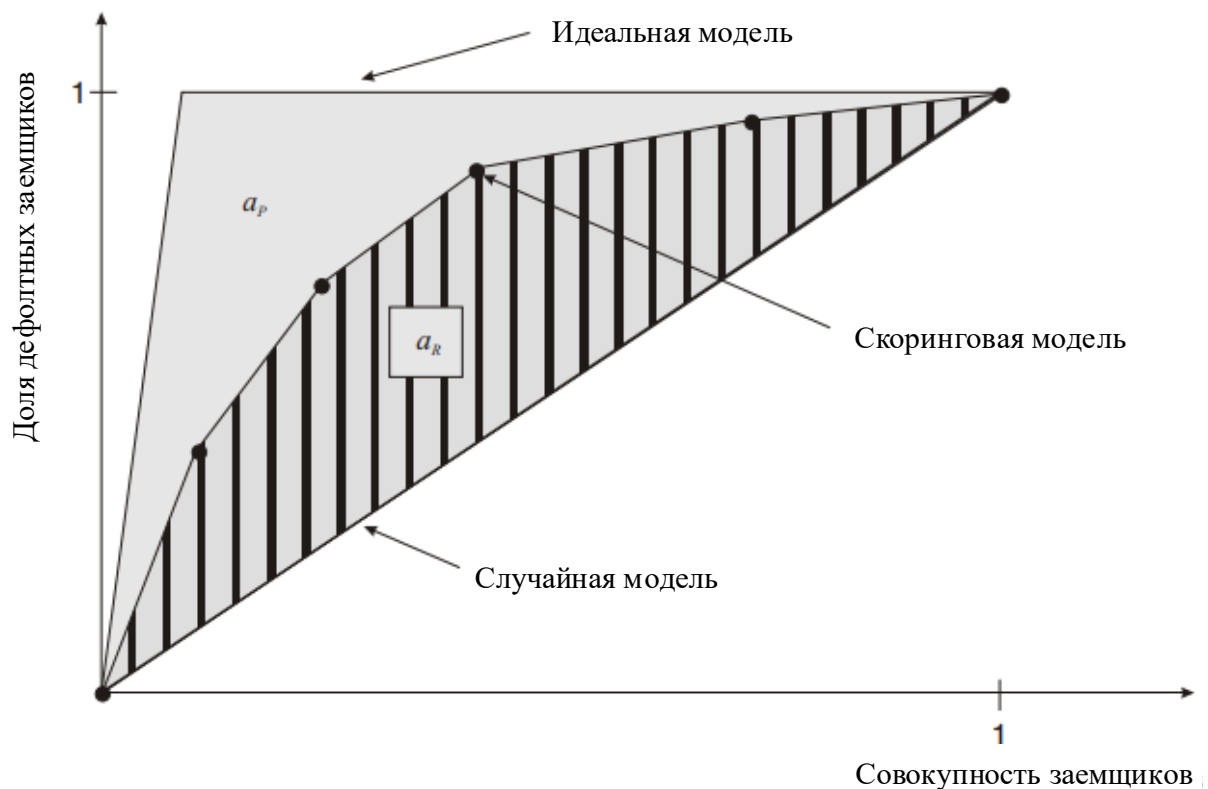
Источник: составлено автором.

Анализ таблицы 3.3 позволяет сформулировать вывод о том, что все анализируемые научные методы показали достаточно хорошие результаты в распределении заемщиков на две группы, отличающиеся уровнем обслуживания ссудной задолженности. В частности, по показателю AUC,



представляющему процент верно классифицированных заемщиков по группам «плохих» и «хороших», все научные методы имели значения либо более 70%, либо близким к нему (SVM-метод). Наилучший результат показал, как раз научный метод машинного обучения (XGBoost) со значением 71,3%.

Отдельно остановимся на качестве классификации, достигнутой на основе применения соответствующего научного подхода для классификации заемщиков. На рисунке 3.6 приведена иллюстрация концепции точности классификации объектов (в нашем случае, – заёмщиков).



Источник: составлено автором по материалам [106].

Рисунок 3.6 – ROC-кривая и профиль кумулятивной точности скоринговой модели (*cumulative accuracy profile*)

Анализируя графический материал, представленный на рисунке 3.6, выделим многоугольник с заштрихованной областью ( $a_R$ ). Он показывает эффективность оцененной скоринговой модели и отображает процент дефолтов при различных наборах данных. Прямая ниже, нарисованная под углом 45 градусов, отражает значения скоринговых баллов в том случае, если

бы баллы присваивались случайным образом, либо по заемщикам отсутствовала какая-либо информация [37].

Предельный случай, когда по заемщикам имелась бы исчерпывающая информация, на основании которой дефолтные заемщики (в нашем случае – «проблемные») получали бы наименьшие скоринговые баллы, относились к бы группе с наихудшим кредитным рейтингом, – это идеальная модель классификации. Известно, что качество классификации можно также оценить посредством расчета коэффициента точности (*accuracy ratio*, *AR*) по формуле (3.7)

$$AR = \frac{a_R}{a_P}, \quad (3.7)$$

где  $a_R$  – приращение в качестве корректно классифицированных проблемных заемщиков;

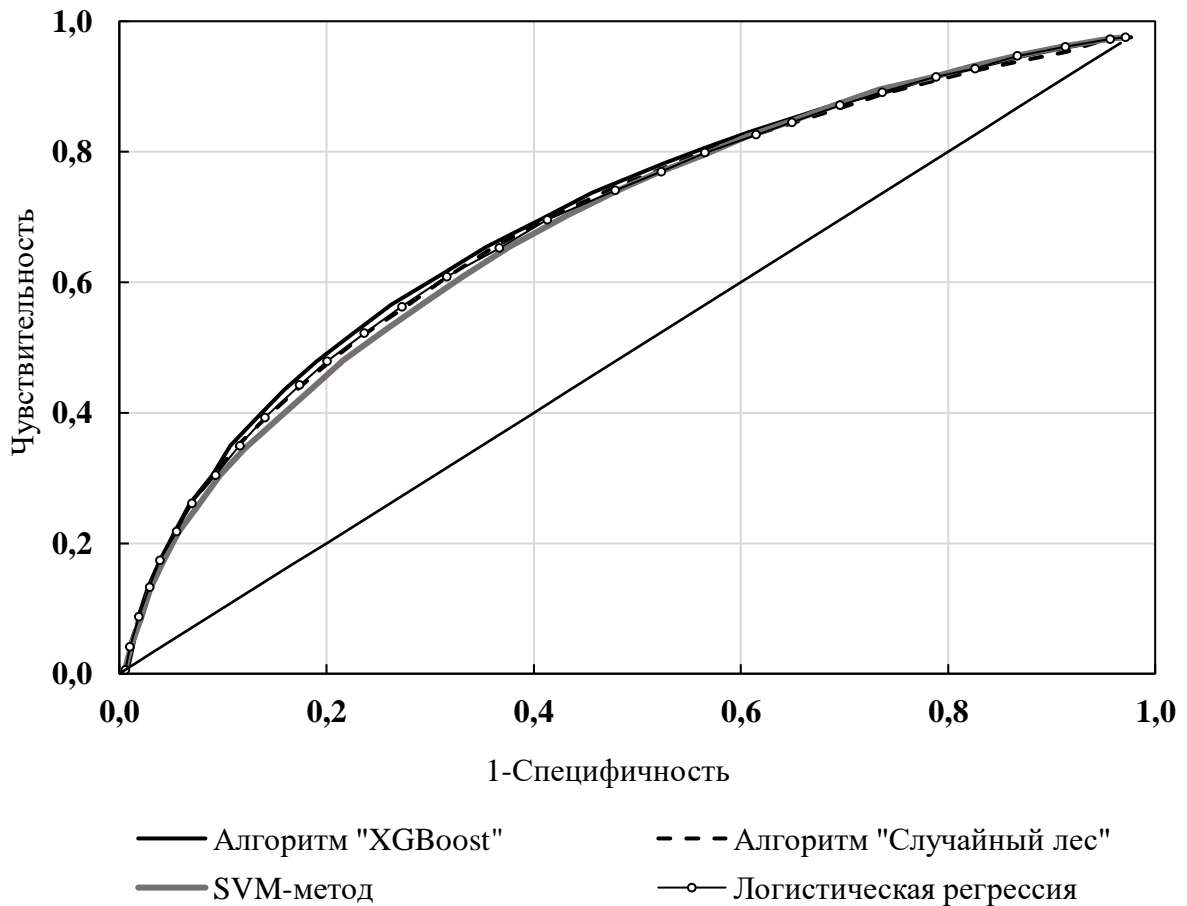
$a_P$  – предельное приращение в качестве корректно классифицированных проблемных заемщиков на основе всей располагаемой о них информации.

Примечание – Вместо проблемных заемщиков в данном контексте более корректно использовать выражение «заемщики, по которым был зафиксирован дефолт».

Наилучший результат по показателю точности классификации (*AR*) показал научный метод построения логистической регрессии. На рисунке 3.7 приведена графическая интерпретация полученных результатов. В тоже самое время, современные методы машинного обучения дают чуть лучшее приращение в качестве распределения заемщиков на отдельные группы. Поэтому кредиторы и займодавцы, располагающие необходимым капиталом, вполне обоснованно могут использовать современные методы машинного обучения в процессе кредитования.

Вместе с тем, результаты исследования показали, что и традиционные научные методы отличаются весьма высокими прогностическими свойствами. Так, по доле верно классифицированных «проблемных» заемщиков метод

построения логистической регрессии на определенном диапазоне данных даже показал наилучшие результаты.



Источник: составлено автором по материалам [116].

Рисунок 3.7 – ROC-кривые по анализируемым научным методам кредитного скоринга и формирования индивидуальных кредитных рейтингов

Подведя итог, отметим, что постулированная научная гипотеза, в целом, подтверждена. Действительно, современные научные методы позволяют обеспечить более качественную классификацию заемщиков. Однако в рамках проводимого научного исследования формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации в условиях цифровизации для нас более важным является экономическая интерпретация полученных результатов и их вклад в решение научной проблемы несоответствия и несопоставимости в присваиваемых индивидуальных кредитных рейтингах физическим лицам в условиях цифровизации экономики с асимметрией

информацией на кредитном рынке. Поэтому в данном аспекте отметим, что разрабатываемый научно-методический подход, основанный на проверке ряда гипотез, как предполагается, позволит кредиторам и займодавцам добиться более высокого уровня в качестве классификации заемщиков по группам кредитного рейтинга. А это означает, что в условиях цифровизации кредиторы и займодавцы априорно могут избежать дополнительных рисков, связанных с наличием асимметрии информации на кредитном рынке, более адекватно оценивать кредитные риски и проводить рacionamento кредита. Кроме этого, для ряда кредиторов, займодавцев, для которых приращение в точности кредитного рейтинга, не является столь важным или принципиальным, или которые не располагают большими технологическими мощностями, могут вполне использовать традиционные научные методы при формировании индивидуальных кредитных рейтингов. В научно-методическом плане выбор кредитора, займодавца соответствующего научного метода будет определяться априорно заданным уровнем точности в классификации заемщиков.

Также отметим важность полученных результатов и для заемщиков. Использование современных научных методов повышает шансы в получении кредита, займа на более выгодных условиях в соотношении величины ссуживаемых средств и взимаемой ставки процента.

*Оценка альтернативных источников информации о заемщиках при формировании индивидуальных кредитных рейтингов.* В части дальнейшего развития научно-методических приемов формирования кредитных рейтингов граждан постулируем и проверим еще одну научную гипотезу: расширение традиционных (кредитных) источников информации релевантными альтернативными данными позволяет добиться более качественной оценки кредитоспособности заемщиков.

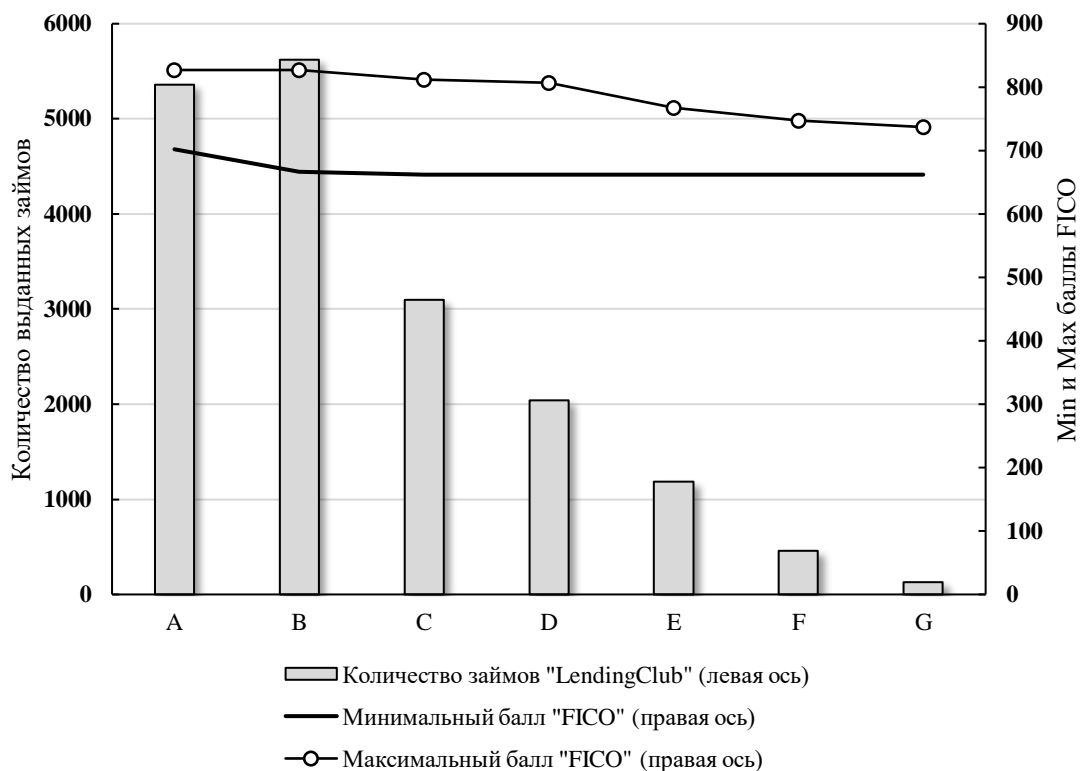
В качестве исходных данных также воспользуемся статистикой о предоставленных займах финтех-компанией «LendingClub». Подчеркнем еще раз, что в настоящий момент времени в Российской Федерации пока нет

аналогичных открытых баз данных. Вместе с тем, для проверки сформулированной научной гипотезы объективно можно воспользоваться любой базой данных, без привязки к конкретной юрисдикции. Главное требование к данным – это их репрезентативность, широкий охват временного диапазона, достаточного соотношения количества записей в тестируемой выборке данных для последующей валидации построенной модели на фактических данных. Валидация модели предполагает проверку на фактических данных качества разработанной модели.

Анализ сведений, аккумулируемые финтех-компанией «LendingClub», позволяет выделить ряд особенностей. В частности, в анализируемой базе данных содержится персональная информация о заемщиках, которая была собрана путем заполнения соответствующих форм на предоставление займов. Особенностью этих сведений является более широкий состав предоставляемых гражданами персональных данных по сравнению с традиционными формами, которые заполняются заемщиками в случае обращения в банк. Это относится и к платежной информации, используемым платежным инструментам, персональным доходах, занятости, расходов по различным фондам и так далее. При этом объективно отметим тот факт, что альтернативные данные о заемщиках пока еще не покрывают в полной степени все те возможные альтернативные источники, описанные в параграфе 1.3.

Одновременно с подачей заявки на предоставление займа компанией осуществляется запрос в БКИ с целью получения сведений о текущих (традиционных) кредитных рейтингах FICO. А в целом, база данных по заемщикам включает, как текущие индивидуальные кредитные рейтинги, так и прошлые их значения, связанные с историей получения займов в «LendingClub». Вместе с тем, сама компания не полагается полностью на традиционную метрику кредитного рейтингования. Традиционные кредитные рейтинги FICO являются лишь одним из составных элементов при формировании обобщенного индивидуального кредитного рейтинга заемщика. Тем самым финтех-компания «LendingClub» «обогащает»

традиционную информацию о заемщиках, аккумулируемой в БКИ, добиваясь более точных оценок в кредитоспособности заемщиков. Подтверждением этих утверждений являются проведенные исследования зарубежными учеными, в ходе которых было обнаружено снижение степени корреляции между классическими кредитными рейтингами FICO и индивидуальными кредитными рейтингами, получаемыми финтех-компанией «LendingClub» [89; 90]. В тоже самое время уровень проблемных займов по группам заемщиков с «короткой» кредитной историей и гражданам без кредитной истории снижается. На рисунке 3.8 приведен результат распределения заемщиков по группам кредитного рейтинга согласно методологии, принятой в «LendingClub» с прорисовкой минимальных и максимальных баллов по каждой анализируемой группе [38].



Источник: составлено автором по материалам [116].

Рисунок 3.8 – Классификация предоставленных займов по группам кредитного рейтинга согласно методологии «LendingClub»

Анализ представленного иллюстративного материала, представленного на рисунке 3.8, позволяет выделить несколько особенностей в распределении

заемщиков. Во-первых, количество заемщиков с высоким кредитным рейтингом больше всего оказалось в группе «В», в то время как количество заемщиков с самым высоким кредитным рейтингом (группа «А») оказалось на 5% меньше (5619 против 5361). В целом, же распределение заемщиков по группам свидетельствует о том, что решения о предоставленных займах в «LendingClub» довольно взвешенные. С каждой последующей категорией качества предоставленных займов, число заемщиков снижается. Другими словами, компания «LendingClub» не проводит агрессивную выдачу займов. Вторая особенность заключается в том, что вне зависимости от группы кредитного рейтинга в каждой группе есть заемщики, которые получили займ на разных ценовых условиях, но при этом они набирали наименьшее количество баллов по методологии FICO. Это еще раз косвенно подтверждает тезис о том, что только лишь традиционные источники информации не могут гарантировать определенный уровень качества в проводимой оценке кредитоспособности заемщиков. Вместе с тем, отмечается зависимость роста минимального количества баллов в зависимости от группировки заемщиков. Например, в группах «А» и «В», отражающие количество заемщиков с наилучшими кредитными рейтингами, минимальные набранные баллы заметно выше по сравнению с другими группами. Кроме этого, максимальные баллы по группам варьируются в диапазоне, в среднем, от 730 до 850. И в данном случае рост максимального балла более тесно связан с группировкой заемщиков по уровню кредитного рейтинга. В целом, такое варьирование баллов опять же свидетельствует о достаточно взвешенной, неагрессивной политике предоставления займов в компании «LendingClub» [38].

Проверку постулированной научной гипотезы проведем на основе открытой базы данных компании «LendingClub» за два года (2010-2011 гг.). Общая совокупность записей по предоставленным займам содержит 32712 единиц учетной информации. При этом количество записей, которые отражают полное и своевременное погашение задолженности (*full paid*), база данных насчитывает 27994 записи. Соответственно, количество дефолтов со

списанием ссудной задолженности (*charged off*) – 4768 записей учетной информации. Структура анализируемой выборки данных вполне отвечает требованиям для проведения классификации заемщиков. Кроме этого, данные прошли всю необходимую предварительную обработку, как и в случае проверки предыдущей гипотезы. В частности, были удалены переменные (персональные характеристики заемщиков), имеющие высокие парные коэффициенты корреляции. Дополнительно все непрерывные переменные были приведены к единому масштабу посредством стандартизации.

В качестве научно-методического инструментария воспользуемся методом построения логистической регрессии, который показал довольно хорошие прогностические свойства. При этом рассмотрим три варианта в сочетании традиционной и альтернативной информации по заемщикам:

– вариант 1: включаем в модель классификации заемщиков только традиционные кредитные рейтинги FICO, которые отражают присвоенные индивидуальные кредитные рейтинги, как по ранее предоставленным займам, так и последние актуальные данные о кредитных рейтингах граждан;

Примечание – Кредитные рейтинги FICO состояли из показателей, аккумулируемых в компании «LendingClub»: «fico\_range\_high», «fico\_range\_low» - верхняя и нижняя граница диапазона варьирования баллов FICO по предоставленным заемщику когда-либо займам; «last\_fico\_range\_high», «last\_fico\_range\_low» - верхняя и нижняя граница диапазона варьирования баллов FICO по последнему займу, предоставленного заемщику. По каждой паре переменных были рассчитаны их средние значения с образованием расчетных переменных: «av\_fico» - для первой пары и «av\_last\_fico» - для второй.

– вариант 2: включаем в модель классификации только альтернативные данные, которые собираются займодателем при заполнении гражданами соответствующих анкет, исключив тем самым традиционные кредитные рейтинги;

– вариант 3: включаем в модель классификации индивидуальные кредитные рейтинги FICO, рассчитанные на основе традиционной информации по кредитным историям заемщиков, и альтернативные данные о гражданах, которые формируются в процессе заполнения соответствующих анкет.



В процессе анализа исследуется, по сути, взаимосвязь между типом располагаемой информации о заемщиках с последующим статусом выданных займов, который имели два взаимоисключающих конечных значений: либо «дефолт» (соответствует «списанной кредитной задолженности», *charged off*), либо «полностью погашенная задолженность» (соответствует полностью и своевременной погашенной задолженности, *full paid*) [38]. Для реализации научного метода построения логистической регрессии используем эконометрический пакет «IBM SPSS Statistics. Version 22».

Подробные результаты проведенных расчетов представлены в приложении Ж. Остановимся на их экономической интерпретации по каждому из анализируемых вариантов.

Итак, по первому варианту, включающим в рассмотрение только показатели, характеризующие традиционную метрику при формировании индивидуальных кредитных рейтингов, оказалось, что значимое, неслучайное влияние на статус займа оказывает последний из ранее присвоенных рейтингов FICO на момент подачи заявки о предоставлении займа.

В таблице 3.4 приведены статистические показатели по первому варианту.

Таблица 3.4 – Результаты расчетов по первому варианту (традиционные данные)

Переменные	Значение	Стандартное отклонение	Значение Вальда	Вероятность (уровень статистической значимости)
Среднее значение диапазона варьирования баллов FICO по последнему предоставленному займу, заемщику (av_last_fico)	1,69	0,025	4414,00	0,000 (значимое влияние)
Константа	2,34	0,023	10242,55	0,000 (значимая переменная)

Источник: составлено автором.

Анализ таблицы 3.4 позволяет сделать вывод о том, что показатель, отражающий среднее значение диапазона варьирования баллов FICO по последнему займу, предоставленного заемщику, тесно связан с вероятностью дефолта заемщика. Статистическая взаимосвязь между этими показателями довольно существенная или, другими словами, значимая.

Если обозначить среднее значение диапазона варьирования баллов FICO по последнему займу, предоставленного заемщику, символом « $X_1$ », то вероятность дефолта ( $P$ ) заемщика можно записать по формуле (3.7)

$$P = \frac{1}{1 + \exp^{-(2,34+1,69X_1)}}. \quad (3.8)$$

В таблице 3.5 приведены результаты, отражающие качество прогнозного разделения заемщиков на две подгруппы: полностью погасивших кредитную задолженность (далее – ППЗ), либо имеющие дефолт по ссудной задолженности.

Таблица 3.5 – Качество распределения заемщиков на группы (традиционные данные)

В единицах

Фактические значения		Прогнозные значения		
		Статус займа		Процент корректных значений
		дефолт	полностью погашенная задолженность	
Статус займа	дефолт	1430	3338	30,0
	полностью погашенная задолженность	826	27117	97,0
Кумулятивный процент		87,3		

Источник: составлено автором.

Анализ таблицы 3.5 показывает, что кредитные рейтинги, базирующиеся на анализе традиционной кредитной информации, в большей мере дают хорошую прогностическую оценку заемщиков, которые полностью погашают

ссудную задолженность. Процент корректных значений в данном случае составило 97%. Однако традиционная метрика позволила получить только 30% корректных значений от числа заемщиков, которые в последующем получили дефолтный статус.

Результаты анализа по второму варианту, предполагающим использование в качестве исходных показателей только альтернативные данные о гражданах, заполнивших анкеты на предоставление займов, представлены в таблице 3.6.

Таблица 3.6 – Качество распределения заемщиков на группы (альтернативные данные)

В единицах

Фактические значения		Прогнозные значения		
		Статус займа		Процент корректных значений
		дефолт	полностью погашенная задолженность	
Статус займа	дефолт	91	4677	1,9
	полностью погашенная задолженность	99	27844	99,6
Кумулятивный процент		85,4		

Источник: составлено автором.

Анализ таблицы 3.6 позволяет сделать вывод о том, что качество полученных результатов в аспекте прогнозного распределения заемщиков на две группы (с «дефолтом», «полностью погашенная задолженность») довольно среднее. В частности, процент корректных значений заемщиков с последующим дефолтом составил всего лишь 1,9% от всех заемщиков с фактическим дефолтом. Общий же процент корректно распределенных заемщиков по двум группам составил 85,4%, что уступает подходу с анализом традиционных данных о заемщиках на основе анализа их кредитных историй. Отсюда следует, что анализ только альтернативных данных не дает точных прогнозов относительно кредитоспособности заемщиков [38].

При этом заметим, что в процессе проводимого анализа категории кредитного рейтинга финтех-компании «LendingClub» («А», «В»,..., «G») не были укрупнены до уровня, например, «высокий», «средний», «низкий». Такое агрегирование, возможно, позволило бы получить более сильные результаты по прогностической силе [38]. Однако это не было реализовано, так как помимо категорий кредитных рейтингов для анализа использовались различные отдельные показатели: всего, более 20 показателей, приведенные в приложении Е.

Приведем экономические результаты согласно третьего варианта, который объединял в себе анализ как традиционных, так и альтернативных данных о заемщиках. Результаты представлены в таблице 3.7.

Таблица 3.7 – Качество распределения заемщиков на группы (традиционные и альтернативные данные)

В единицах

Фактические значения		Прогнозные значения		
		Статус займа		Процент корректных значений
		дефолт	полностью погашенная задолженность	
Статус займа	дефолт	1742	3026	36,5
	полностью погашенная задолженность	767	27167	97,3
Кумулятивный процент		88,5		

Источник: составлено автором.

Анализ таблицы 3.7 позволяет сделать вывод о том, что совместный анализ традиционных данных, интегрированных на уровне кредитных рейтингов FICO и совокупности сведений, представляющих альтернативные данные о гражданах, позволяет добиться наилучших результатов в прогнозной классификации заемщиков на группы со статусом займа: «дефолтом», «полностью погашенная задолженность». Это видно по всем показателям качества построенной модели. В частности, процент верно спрогнозированных заемщиков с последующим кредитным дефолтом

составил 36,5%, с полностью погашенной задолженностью – 97,3%, а общий уровень верно классифицированных заемщиков составил 88,4%.

Таким образом, по результатам применения научно-методического подхода по выявлению взаимосвязи между типом располагаемой информации о заемщиках с последующим статусом выданных займов подтверждена научная гипотеза: расширение традиционных (кредитных) источников информации релевантными альтернативными данными позволяет добиться более качественной оценки кредитоспособности заемщиков.

### **3.3 Содержание концепции «обогащения» кредитной истории альтернативными релевантными данными о заемщиках и организационно-управленческие мероприятия по ее реализации**

Решение научной проблемы несоответствия и несопоставимости в присваиваемых индивидуальных кредитных рейтингах физическим лицам в условиях цифровизации экономики с асимметрией информацией на кредитном рынке, по нашему мнению, носит комплексный характер. С учетом уже имеющихся инициатив Банка России предлагаем их формализовать в виде концепции «обогащения» кредитной истории альтернативными релевантными данными о заемщиках, а также определить организационно-управленческие мероприятия по ее реализации. Экономическим базисом предлагаемой концепции выступает система экономических взглядов на функционирование кредитного рынка в условиях асимметрии информации, неравномерно распределенной между участниками кредитных отношений.

В условиях цифровизации обеспечение равного доступа к актуальной кредитной и не кредитной, альтернативной информации, которая является существенной, значимой в определении кредитоспособности граждан, и распределение тем самым, информационной ренты среди широкого круга участников субъектов кредитных историй, по нашему мнению, возможно за счет развития инфраструктуры кредитного рынка.

На рисунке 3.9 представлена описательная модель концепции «обогащения» кредитной истории альтернативными релевантными данными в условиях цифровизации экономических процессов.

Заметим, что *целью концепции является гармонизация кредитных отношений между пользователями и субъектами кредитных историй (КИ)*. Другими словами, обозначенная цель предполагает достижение взаимного согласия и обеспечение взаимного соответствия интересов сторон, участвующих в кредитных сделках. В соответствии с предлагаемой концепцией БКИ становится тем ключевым институтом в инфраструктуре кредитного рынка, который должен обеспечить равный доступ для всех пользователей кредитных историй к актуальной традиционной и дополнительной, альтернативной информации о текущих и потенциальных заемщиках (*принцип равного доступа к традиционной (кредитной) и альтернативной информации пользователям КИ*).

Как показывает мировой опыт, в ряде стран с развитыми финансовыми рынками, функционирующие БКИ расширяют источники традиционных данных и постепенно начинают работать с альтернативными данными о текущих и потенциальных заемщиках [79]. Критически важным обстоятельством для дополнения / «обогащения» традиционной информации является рассмотрение группы граждан, которые имеют «короткую» кредитную историю или вообще ее не имеют. А вместе с тем, такая группа заемщиков может оказаться вполне кредитоспособной и в рамках кредитного рациионирования может «претендовать» на более выгодные ценовые и неценовые условия кредитования.

И как было выявлено по результатам проверки научных гипотез в параграфе 3.2, использование альтернативных данных наряду с традиционными существенно повышает качество классификации заемщиков по уровню кредитного риска, а модели кредитного скоринга обладают при этом высокими прогностическими свойствами.



Источник: составлено автором.

Рисунок 3.9 – Описательная модель концепции «обогащения» кредитной истории альтернативными релевантными данными в условиях цифровизации экономических процессов

Отсюда следует, что для повышения предсказательной силы рассчитываемых оценок кредитоспособности заемщика целесообразно получение широкого спектра структурированной и неструктурированной информации: данные о доходах, платежах, активах, социальных сетях, данных телекоммуникационных компаний, регистры недвижимости, публичные регистры и другие. При этом *обязательным условием использования альтернативных данных является то, что данные должны быть актуальными, собраны и (или) получены из надежных источников законными методами.*

Доминирующие на рынке кредиторы в силу разных причин имеют доступ к некоторым альтернативным данным, что дает им более высокое преимущество в привлечении и оценке клиентов. С другой стороны, БКИ обеспечивают конкурентный доступ всем кредиторам и займодавцам, в большей мере, к традиционной кредитной информации о заемщиках. «Обогащение» же кредитных историй новыми видами информации, а именно, альтернативными данными будет способствовать дальнейшему устранению неконкурентных преимуществ крупных кредиторов.

Напомним, что в настоящее время в БКИ концентрируется информация об обязательствах кредитного характера и о некоторых других видах обязательств (например, по обязательствам лизинга такая информация передается в БКИ с 01.01.2022), неисполненные решения суда о взыскании задолженности по алиментам, ЖКХ и услугам связи, поручительства, независимые гарантии. В целях анализа кредитных рисков кредиторы и займодавцы пользуются услугами БКИ в получении скоринга потенциального клиента на основании кредитных скоринговых моделей, построенных на массивах данных, хранящихся в БКИ. Результаты таких скорингов могут использоваться кредиторами и займодавцами в целях принятия решения при предоставлении кредитов (займов) и мониторинга кредитоспособности клиентов.

Также отметим, что с 01.01.2022 системно значимые кредитные организации, а также источники формирования кредитной истории с



розничным портфелем кредитов свыше 100 млрд рублей обязаны передавать кредитную информацию как минимум в два бюро, что создает предпосылки для повышения точности скоринговых моделей бюро и снижает разницу в скоринговых оценках разных бюро.

Анализируя следующий принцип предложенной концепции, а именно, *принцип доверия в построении кредитных отношений*, отметим его важность не только с позиции основ реализации кредитных отношений, но и в решении проблемы асимметрии информации, существующей на кредитном рынке. В условиях асимметрии информации кредиторы вынуждены ограничивать кредитное предложение, они прибегают к кредитному нормированию (кредитному рациированию). Обеспечение Банком России развития инфраструктуры кредитного рынка, в том числе, института БКИ, как ключевого информационного посредника между заемщиками и кредиторами, по нашему мнению, позволит снизить негативные эффекты от асимметрии информации и в определенной повлиять на уровень доверия в кредитных отношениях.

Следующий *принцип прозрачности кредитного рейтингования* означает необходимость в соблюдении организациями, предоставляющие индивидуальные кредитные рейтинги, открытость методик, которыми они пользуются при формировании индивидуальных кредитных рейтингов. Граждане, осуществляющие запросы в БКИ, должны иметь доступ к информации, регламентирующей требования к составлению методик, самой методике в рамках одного «цифрового» окна.

*Принцип правомерного использования традиционной (кредитной) и альтернативной информации*, по нашему мнению, является крайне важным. Как было отмечено ранее, Банку России предлагаем разработать правила по правомерному использованию альтернативных релевантных данных о гражданах, соблюдая при этом баланс интересов кредиторов и заемщиков, и обеспечивая охрану частной жизни, безопасность хранения и использования персональных данных. Ключевым понятием в рамках реализации данного

принципа должно стать «доверенное цифровое пространство индивидуального кредитного рейтинга», то есть ограниченную согласием(ями) гражданина совокупность альтернативной информации, которая является релевантной и значимой по отношению к традиционной информации при формировании кредитором и/или займодавцем индивидуального кредитного рейтинга, порядок сбора, хранения и использования которой отвечает требованию об охране частной жизни гражданина. Как предполагается, это позволит избежать злоупотреблений персональной информацией о гражданах, снизит негативные предубеждения граждан о «цифровом» контроле их личной жизни.





На рисунке 3.10 схематично представлена матрица доверенного цифрового пространства для отдельного гражданина. Из представленного рисунка 3.10 следует возможная вариативность в формировании матрицы доверенного цифрового пространства. Каждый гражданин должен получить право самостоятельно решать, какую персональную информацию он готов дополнительно предоставить для получения кредита или займа, возможно, на более приемлемых ценовых и/или неценовых условиях. Банк России со своей стороны должен обеспечить разработку и реализацию правил по правомерному использованию кредиторами и займодавцами альтернативных релевантных данных о гражданах.

Реализация концепции направлена на решение ряда задач, в частности:

- снижение асимметрии информации на кредитном рынке;
- формирование адекватных оценок кредитоспособности субъектов КИ, которые будут в наибольшей степени соответствовать реальной текущей и перспективной кредитоспособности заемщиков;
- обеспечение устойчивого развития кредитных отношений на основе поддержания взаимного доверия и согласия между сторонами кредитных отношений;

– снижение ценовых барьеров к кредиту для граждан, не имеющих КИ, на основе обработки дополнительных, альтернативных релевантных источников данных, дополняющих (восполняющих) оценку кредитоспособности заемщиков.

Элементы персональных данных граждан	Традиционный источник	ИСТОЧНИКИ АЛЬТЕРНАТИВНЫХ ДАННЫХ						
	АС ЦККИ	Социальные сети	Смартфоны	Интернет-магазины	Телекоммуникационные компании	Интернет-провайдеры	...	Источник $n$
Элемент 1								
Элемент 2								
Элемент 3								
Элемент 4								
Элемент 5								
Элемент 6								
...								
Элемент $n$								

-  - условное обозначение отсутствия элемента персональных данных в соответствующем источнике
-  - условное обозначение наличия элемента персональных данных в соответствующем источнике
-  - условное обозначение согласия гражданина на предоставление элемента персональных данных из соответствующего источника
-  - условное обозначение элемента кредитной истории в АС ЦККИ, не требующий согласия гражданина

Источник: составлено автором.

Рисунок 3.10 – Матрица доверенного цифрового пространства отдельного гражданина (схематично)

В аспекте используемых *методов* рассматриваемой концепции предлагаем проводить дифференциацию экономико-математических методов и моделей построения индивидуальных рейтингов субъектов КИ, в том числе в части применения методов машинного обучения. Другими словами, использовать различные методы и модели при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в зависимости от имеющихся современных технических средств, широты располагаемых данных о текущих и потенциальных заемщиках.

Определенную практическую ценность представляет авторский научно-методический подход, разработанный в данном исследовании. Кроме этого, концепция «обогащения» кредитной истории альтернативными релевантными данными, скорее всего, потребует провести определенный реинжиниринг (реорганизацию) бизнес-процессов обмена информацией между пользователями и субъектами КИ. Это затронет и техническую, и организационную компоненту в существующих каналах и способах обмена информации. Определенную работу в данном направлении Банк России уже проводит, внедряя современный стандарт электронного формата предоставления отчетных данных поднадзорными организациями (XBRL). Метод экономического стимулирования со стороны кредитных организаций по отношению к заемщикам в части предоставления последними расширенной (альтернативной) персональной информации означает поиск того правового и доверительного поля взаимодействия кредитора и заемщика, когда последний понимает, к какой дополнительной информации кредитор получает доступ, каким образом будет использоваться данная информация и, наконец, какие экономические стимулы он предлагает заемщику за дополнительно предоставленную информацию.

Под *механизмом реализации* концепции «обогащения» кредитной истории альтернативными релевантными данными мы понимаем совокупность организационных приемов и научно-обоснованных методов, прав и обязанностей, реализуемые и выполняемые участниками кредитных отношений при формировании индивидуальных кредитных рейтингов. Реализация концепции на практике потребует проведение ряда обеспечивающих мероприятий, которые мы также предлагаем рассмотреть.

Для реализации концепции «обогащения» кредитной истории альтернативными релевантными данными предлагаем осуществить следующие организационно-управленческие мероприятия. Во-первых, предлагаем *сформировать информационный обмен альтернативными источниками информации между БКИ, субъектами и пользователями кредитных историй, и*

органами, регулирующие оборот персональных данных в Российской Федерации. Решение обозначенной задачи требует, в том числе и внесение определенных нормативных правовых изменений в действующие законодательные акты, включая и Федеральный закон о кредитных историях [2; 35].

Предполагается, что внесенные изменения расширят возможности БКИ в приобретении (получении) расширенного состава сведений о платежной дисциплине граждан, связанной не только обслуживанием ссудной задолженности. Другими словами, это снимет в определенной степени бремя у БКИ в отношении согласовательных процедур «обогащения» кредитной истории «альтернативными данными». Кредитный отчет, а, возможно, в будущем – «платежный отчет» будет формироваться на основе традиционной и альтернативной информации.

Справедливо отметим, что БКИ обладают уже достаточным опытом по обеспечению качества и безопасности данных, и считаются достоверными источниками кредитной информации. Поэтому при соответствующей правовом регулировании БКИ смогут осуществлять привязку «альтернативных данных» к данным кредитной истории. Для организации предложений по внесению изменений в законодательство на первом этапе необходимо получить предварительное согласование заинтересованных федеральных органов исполнительной власти, осуществляющих регулирование оборота соответствующих данных, что представлено в таблице 3.8.

Таблица 3.8 – Виды альтернативных данных о заемщиках и соответствующие министерства, регулирующие оборот данных

Виды сведений	Федеральный орган исполнительной власти
Данные о транзакциях (операторы фискальных данных)	Минфин России (ФНС России)
Налоговая задолженность	Минфин России (ФНС России)
Налоговые платежи	Минфин России (ФНС России)
Данные о доходах	Минфин России (ФНС России)
Данные телекоммуникационных компаний	Минцифры России
Регистры недвижимости	Минэкономразвития России (Росреестр)

Источник: составлено автором.

Во-вторых, предлагаем внести на законодательном уровне, в Закон о кредитных историях, понятие «обезличенные кредитные истории» с соответствующей расшифровкой критериев отнесения информации к составу «обезличенной» [35]. Напомним, что согласно действующего Федерального закона о персональных данных сама возможность обезличивания персональных данных граждан предусмотрена [5]. Однако в основном Законе о кредитных историях понятие обезличенные кредитные истории отсутствует. Вместе с тем, с учетом происходящей цифровизации накапливаемые в БКИ кредитные истории могут стать полноценным источником для проведения маркетинговых и научных исследований со стороны третьих лиц, контрагентов БКИ [35]. Учитывая вышеуказанную потребность рынка, а также необходимость недопущения раскрытия персональных данных граждан и обеспечения невозможности идентификации посредством обезличенных данных конкретного субъекта кредитной истории или конкретного обязательства, предлагаем эти аспекты конкретизировать в Законе о кредитных историях. В частности, под *обезличенными кредитными историями* предлагаем понимать совокупность кредитной и иной информации, характеризующей исполнение деперсонифицированным субъектом кредитной истории принятых на себя обязательств по одному договору кредита или займа, а также иному договору или обязательству.

*В-третьих, предлагаем проводить учет запросов кредитного отчета в индивидуальном рейтинге субъекта кредитной истории с сегрегацией по целям и кредитным продуктам.* Как было отмечено ранее в параграфе 2.2, фактор «количество запросов кредитных историй» в практике деятельности ряда российских БКИ имеет низкий или средний удельный вес в расчете индивидуального рейтинга, по сравнению с другими факторами, в частности, характеризующими платежную дисциплину. Однако пока в Российской Федерации среди действующих БКИ отсутствует единый подход к частоте запросов кредитных историй со стороны граждан. Одни БКИ «штрафуют» за такую частоту обращения снижением скоринговых баллов, а другие,

например, «БКИ СБ», вообще не используют запросы кредитного отчета в качестве фактора в скоринговой модели. Основная причина связана со сложностью корректной сегрегации целей запроса и видов займа, поскольку в настоящее время это нормативно не урегулировано и достоверность указываемой кредитором реальной цели запроса является низкой.

В данном аспекте, по нашему мнению, вполне возможно использовать в качестве переменной (фактора) количества запросов, но с сегрегацией по целям и кредитным продуктам – в соответствии со справочником, приведённом в приложении К. Например, в зависимости от типа кредитного продукта (ипотека) или типа договора (договор поручительства) влияние количества запросов на рейтинг может иметь нейтральный характер, в то время как запросы кредитного отчета в связи с оформлением потребительского займа или микрозайма могут оказывать негативное влияние.

В таблице 3.9 разработаны вероятные сценарии запросов и потенциальное их влияние на индивидуальный кредитный рейтинг граждан.

Таблица 3.9 – Вероятные сценарии запросов и потенциальное их влияние на кредитный рейтинг граждан

Сценарии запросов	Потенциальное/гипотетическое влияние на индивидуальный кредитный рейтинг
1	2
<p><i>Сценарий 1.</i> Обращение гражданина к кредитору с целью:</p> <p>получения займа;</p> <p>анализ кредитных продуктов и выбора предпочтительного предложения</p>	<p>Для сценария:</p> <p>рейтинг должен быть обратно пропорционален сделанным запросам (негативное влияние на рейтинг).</p> <p>количество запросов не должно оказывать негативное влияние. Вместе с тем, в настоящее время разделить сценарии по данным кредитной истории затруднительно.</p>
<p><i>Сценарий 2.</i> Мониторинг кредитной истории по действующему обязательству</p>	<p>Должен иметь нейтральное влияние</p>

Продолжение таблицы 3.9

1	2
Сценарий 3. Проведение маркетингового исследования кредитором	Должен иметь нейтральное влияние
Примечание – Вероятные сценарии запросов разработаны по результатам обсуждения Банка России с тремя крупнейшими БКИ («ОКБ», «НБКИ» и «БКИ СБ»).	

Источник: составлено автором.

*В-четвертых, предлагаем разработать и установить дифференцированный подход к установлению срока действия согласия на получение кредитного отчета.* Для решения данной задачи с учетом лучших мировых практик и отечественного опыта предлагаем для обсуждения следующую, примерную градацию целей согласия, что иллюстрирует таблица 3.10.

Таблица 3.10 – Возможные сроки согласия по градациям целей в получении кредитного отчета

Цель согласия	Срок согласия	Возможность пролонгации	Возможность отзыва согласия
Получение ипотечного кредита	6 месяцев	имеется	возможно, при условии, что: – получен отказ по заявке или закончился срок одобренной оферты и; – отсутствует заключенный договор
Получение иного кредитного продукта	2 месяца		
Заключение иного договора (в т.ч. поручительство, гарантия, лизинг, страхование)	2 месяца		
1. Маркетинговые исследования	12 месяцев	отсутствует	возможен
2. Проверка контрагента, устройство на работу, контроль данных	1 месяц	отсутствует	возможен

Источник: составлено автором.

Таким образом, при всех вариантах запросов кредитного отчета кредиторами в кредитной истории субъекта кредитной истории всегда



отражаются сведения о запросе кредитного отчета. При этом в целях реализации дифференцированного подхода к установлению срока действия согласия необходимо проработать приемлемое решение, учитывающее интересы всех участников системы информационного обмена кредитной информацией, в том числе граждан, с последующим закреплением на законодательном уровне (внесение изменений в Закон о кредитных историях) исчерпывающего («закрытого») перечня целей, на которые может быть предоставлено согласие на получение кредитного отчета.

Помимо вышеуказанных предложений, по нашему мнению, необходимо проработать вопрос по подготовке доклада для общественных консультаций с целью уточнения потребности рынка в «обогащении» кредитной истории альтернативными релевантными данными, провести анализ существующих ограничений, преимуществ и потенциальных рисков для участников финансового рынка, потребителей финансовых услуг. Кроме этого, необходимо: проработать вопросы получения (приобретения) БКИ «альтернативных данных» с заинтересованными федеральными органами исполнительной власти; подготовить законодательные изменения, обеспечивающих возможность получение и хранение БКИ «альтернативных данных»; провести подготовительную работу по формированию законодательных изменений, направленных на:

- наделение Банка России полномочиями, которые позволят ему устанавливать порядок обезличивания кредитной истории;
- установление правил оборота обезличенных кредитных историй;
- установление запрета передачи третьим лицам сведений, составляющих обезличенные кредитные истории, то есть предоставлять обезличенные кредитные истории третьим лицам вправе только лицо, осуществившее их обезличивание в соответствии с порядком, установленным Банком России.

В силу того, что БКИ становится ключевым информационным посредником между источниками и пользователями индивидуальных

кредитных рейтингов потребуются методологическая поддержки БКИ со стороны Банка России, как мегарегулятора финансового рынка, в части обеспечения качества получаемых и хранимых данных, обезличивания данных и реализации сервисов для контрагентов БКИ с изданием соответствующих рекомендаций.

Таким образом, реализация концепции «обогащения» кредитной истории альтернативными релевантными данными, по нашему мнению, будет вносить качественный вклад в устойчивое развитие, в целом, финансового рынка Российской Федерации в соответствии с утвержденной Стратегией.

## Заключение

Проведенное исследование формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации в условиях цифровизации, позволяет сделать следующие выводы:

1) Развитие содержания трактовок кредитного скоринга, как основного метода, используемого при формировании индивидуальных кредитных рейтингов связано с изменением экономических, технологических условий кредитных отношений. Начиная от формирования экспертных оценок, использования личного опыта отдельного кредитора или займодателя в предоставлении ссуженной стоимости, современный кредитный скоринг уже входит как составной элемент в формализованные и смешанные процедуры оценки кредитоспособности заемщиков. Вместе с тем, как показало исследование, в экономической науке понятия «кредитный рейтинг» и «кредитный скоринг» очень часто отождествляются между собой. В ряде случаев, в том числе в нормативном правовом поле, акцентируется внимание только на одном понятии, либо в толкованиях акцент смещается в сторону технических приемов оценки кредитоспособности заемщиков. Ввиду отсутствия единого подхода к пониманию кредитного рейтинга и кредитного скоринга, и в целях корректного описания экономического содержания, способов оценки кредитоспособности граждан предлагаем разделять и соотносить эти понятия с учетом современных процессов цифровизации. Под *индивидуальным кредитным рейтингом* предлагаем рассматривать индивидуальный показатель, отражающий на определенный момент времени интегральное оценочное суждение относительно платежной способности и готовности рейтингуемого лица (физического лица) исполнять своевременно и в полном объеме принятые на себя обязательства по договорам кредита или займа, выраженный в числовой форме и соотнесенный с рейтинговой категорией. Соответственно, *индивидуальный кредитный скоринг*, с точки зрения методики его формирования, представляет способ формализованной

оценки возможного кредитного риска, позволяющий выразить в числовой форме уровень кредитоспособности заемщика на основе анализа традиционных и альтернативных источников информации с использованием статистических и математических приемов. Кредитный скоринг является неотъемлемой частью процесса формирования кредитного рейтинга.

2) В условиях цифровизации, сопровождаемой системным и последовательным переходом к цифровому виду традиционных форм отношений между участниками кредитного процесса, использованием новых, цифровых способов коммуникаций, современных способов и каналов накопления персональных данных о гражданах, открываются новые возможности для более широкого применения современных научных методов, как к традиционным источникам информации о заемщиках, так и к нетрадиционным (альтернативным) данным. С одной стороны, это может дать положительное приращение в качестве получаемых оценок кредитоспособности заемщиков. Однако, с другой стороны, цифровизация несет в себе угрозы неправомерного использования информации, вмешательство в частную жизнь граждан, киберугрозы и тому подобное. В связи с этим, в работе предложено ввести в нормативный правовой оборот понятие «доверенного цифрового пространства индивидуального кредитного рейтинга», под которым мы рассматриваем ограниченную согласием(ями) гражданина совокупность альтернативной информации, которая является релевантной и значимой по отношению к традиционной информации при формировании кредитором и/или займодавцем индивидуального кредитного рейтинга, порядок сбора, хранения и использования которой отвечает требованию об охране частной жизни гражданина. Законодательное закрепление понятия «доверенного цифрового пространства индивидуального кредитного рейтинга» и реализация мероприятий по его правоприменению, как предполагается, должно закрепить право гражданина на тот уровень персональной информации, которую он желает предоставить кредитору или

займодавцу для получения кредита или займа, возможно, на более привлекательных ценовых и/или неценовых условиях.

3) Анализ зарубежного опыта позволил выделить общее и особенное в вопросе формирования индивидуальных кредитных рейтингов. Так, в США преобладает частный тип БКИ, которые совместно со скоринговыми агентствами рассчитывают индивидуальные кредитные рейтинги. Кредиторы и займодавцы в целях повышения объективности внутреннего рейтингования заемщиков обращаются в скоринговые агентства и получают информацию по индивидуальным кредитным рейтингам. БКИ в данной архитектуре отношений являются ключевым институтом, который, помимо работы с кредитными историями, формированием информации о заемщиках для кредиторов в целях маркетинга, предоставляют на платной основе индивидуальные кредитные рейтинги гражданам страны. Отличительной особенностью европейских стран в вопросе формирования индивидуальных кредитных рейтингов является функционирование таких институтов, как государственные кредитные реестры, которые непосредственно принимают участие в формировании индивидуальных кредитных рейтингов. Во многих странах эти реестры работают при надзорном органе. Вместе с тем, в ряде европейских стран, как и в США, выделяются крупнейшие БКИ. В остальном, архитектура институтов и взаимосвязей между ними имеют схожие черты с США, где действуют частные БКИ. Анализ зарубежного опыта также подтвердил отсутствие окончательного или какого-то универсального способа в решении проблемы «смещенности» получаемых оценок индивидуального кредитного рейтинга в условиях асимметрии информации на кредитном рынке.

4) Анализ институциональных и организационных аспектов формирования индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации позволил формализовать институциональную схему взаимоотношений участников при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в Российской Федерации в условиях цифровизации. Построение

данной схемы в работе позволило отобразить существующие информационные каналы между экономическими субъектами в части формирования кредитных рейтингов, а также наглядно отразить проблему наличия смещенности в скоринговых оценках в экономике с асимметрией информации. Индивидуальный кредитный рейтинг заемщика может оказаться «смещенным», искаженным вследствие отсутствия единого научно-методического подхода в вопросах проведения кредитного скоринга, оценки факторов, включаемых в скоринговые модели, а тем более наличием случаев, когда граждане не имеют как таковой кредитной истории. Вместе с тем, в процессе анализа системы институтов кредитного рынка Российской Федерации была выделена группа аналитических организаций, которые используют прорывные цифровые технологии (*disruptive technologies*) для проведения смарт-скоринга), такие как BigData, машинное обучение, где кредитные организации, МФО и БКИ являются основными поставщиками информации для формирования индивидуальных кредитных рейтингов. Однако такие организации выступают лишь дополнительными институтами, выполняющими вспомогательную функцию информационно-аналитических посредников.

5) При описании и раскрытии места БКИ в российской банковской сфере деятельности в условиях цифровизации в работе сделан вывод о том, что БКИ является важным информационным посредником между источниками и пользователями кредитной информации. При этом, на настоящий момент времени, БКИ в Российской Федерации используют только традиционную (кредитную) информацию для формирования кредитных отчетов и расчета индивидуальных кредитных рейтингов, что несколько сужает возможности для кредиторов и займодавцев в «приращении» качества формируемых оценок кредитоспособности граждан, особенно в отношении граждан с «короткой» кредитной историей или граждан без кредитной истории.

6) Помимо качественного описания места БКИ при формировании индивидуальных кредитных рейтингов в работе впервые проведен

количественный анализ экономических взаимосвязей между развитием института БКИ и макропруденциальными индикаторами финансовой устойчивости банковского сектора (проблемные кредиты, резервы на возможные потери по ссудам) на основе непубличных (закрытых) данных Банка России. По результатам проведенного анализа экономических взаимосвязей между развитием института БКИ и макропруденциальными индикаторами финансовой устойчивости (проблемные кредиты, резервы на возможные потери по ссудам) выявлена тенденция в поступательном приращении качества оценки в кредитоспособности физических лиц по мере расширения объемов деятельности БКИ. Это свидетельствует о том, что несмотря на влияние всех прочих факторов на уровень кредитного риска, институт БКИ способствовал повышению уровня информативности кредиторов относительно платежной дисциплины заемщиков, что благоприятно отражалось на точности формируемых оценок кредитного риска.

Проведенный количественный анализ также послужил основой для разработки (синтетического) индекса развития БКИ, представляющего собой линейную комбинацию отдельных показателей деятельности БКИ. Оцененный индекс развития БКИ позволил научно подтвердить и количественно выразить обратную значимую взаимосвязь между развитием услуг БКИ и приращением проблемной ссудной задолженности. Предложенный индекс может найти широкое применение в рамках институционального анализа, поиска и оценки экономических взаимосвязей в изменении деятельности участников кредитных отношений на макроуровне.

7) С целью формирования научно-обоснованных предложений по использованию методов научного познания, отбора типа данных для формирования индивидуальных кредитных рейтингов в работе разработан научной-методический подход, в основе которого лежит метод проверки научных гипотез. Основные гипотезы, которые были проверены в рамках исследования:

– современные научные методы, в частности, методы машинного обучения, опирающиеся на анализе искусственным интеллектом множества возможных взаимосвязей между многочисленными персональными характеристиками заемщиков и уровнем обслуживания ссудной задолженности, позволяют обеспечить более качественную классификацию заемщиков;

– расширение традиционных (кредитных) источников информации релевантными альтернативными данными позволяет добиться более качественной оценки кредитоспособности заемщиков.

Апробация научно-методического подхода подтвердила достижение более высокого уровня в качестве классификации заемщиков по группам, отличающиеся уровнем обслуживания ссудной задолженности, на основе использования современных научных методов. В тоже самое время были выделены особенности применения и традиционных научных методов, выделены преимущества их использования, как для кредиторов, займодавцев, так и для заемщиков. Расширение же состава традиционных данных альтернативными релевантными сведениями о заемщиках, как показали исследования, позволяет снизить негативные эффекты асимметрии информации на кредитном рынке в условиях цифровизации, добиться более точных оценок в кредитоспособности заемщиков.

8) Для решения задачи по формализации концепции формирования индивидуальных кредитных рейтингов в интересах снижения негативных эффектов асимметрии информации с учетом новых возможностей и угроз, связанных с цифровизацией, в работе разработана концепция «обогащения» кредитной истории альтернативными релевантными данными. При описании содержания концепции раскрыты ее элементы: цель, принципы, задачи, методы и механизм реализации. В соответствии с предложенной концепцией БКИ является ключевым институтом в инфраструктуре кредитного рынка, который должен обеспечить равный доступ для всех пользователей кредитных историй к актуальной традиционной и дополнительной, альтернативной



информации о текущих и потенциальных заемщиках. При этом возможности использования БКИ альтернативных данных о гражданах определяются установленным «доверенным цифровым пространством индивидуального кредитного рейтинга», в рамках которого именно гражданин определяют контуры каналов сбора альтернативной информации и срез персональных данных, которые будут предоставлены кредитору или займодавцу. Для реализации концепции в работе конкретизированы организационно-управленческие мероприятия.

## Список литературы

### Нормативные правовые акты

1. Российская Федерация. Законы. О деятельности кредитных рейтинговых агентств в Российской Федерации, о внесении изменения в статью 76.1 Федерального закона «О Центральном банке Российской Федерации (Банке России)» и признании утратившими силу отдельных положений законодательных актов Российской Федерации : федеральный закон № 222-ФЗ : [принят Государственной Думой 30 июня 2015 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_182646/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_182646/) (дата обращения: 06.10.2019).

2. Российская Федерация. Законы. О кредитных историях : федеральный закон № 218-ФЗ : [принят Государственной Думой 22 декабря 2004 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_51043/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_51043/) (дата обращения: 08.10.2019).

3. Российская Федерация. Законы. О внесении изменений в Федеральный закон «О кредитных историях» в части модернизации системы формирования кредитных историй : федеральный закон № 302-ФЗ : [принят Государственной Думой 21 июля 2020 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_358797/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_358797/) (дата обращения: 12.11.2019).

4. Российская Федерация. Законы. О потребительском кредите (займе) : федеральный закон № 353-ФЗ : [принят Государственной Думой 13 декабря 2013 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_155986/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_155986/) (дата обращения: 05.12.2019).

5. Российская Федерация. Законы. О персональных данных : федеральный закон № 152-ФЗ : [принят Государственной Думой 8 июля 2006 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_61801/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_61801/) (дата обращения: 07.12.2019).

6. Российская Федерация. Законы. О порядке формирования кредитной истории : [Положение Банка России от 11.05.2021 № 758-П]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: <http://www.consultant.ru/cons/cgi/online.cgi?from=388040-0&req=doc&rnd=FZQCMw&base=LAW&n=406760#XhRz6GT97xJoTdzJ> (дата обращения: 20.05.2021).

#### Книги, монографии

7. Деньги, кредит, банки. Денежный и кредитный рынки : учебник и практикум для академического бакалавриата / Г.А. Аболихина [и др.] ; под общей редакцией М.А. Абрамовой, Л.С. Александровой. – Москва : ЮРАЙТ, 2019. – 436 с. – ISBN 978-5-534-05487-3.

8. Зарубежный опыт работы кредитных бюро и перспективы развития системы кредитных бюро в России : монография / А.Б. Копейкин, Н.Н. Рогожина. – Москва : Фонд «Институт экономики города», 2005. – 104 с. – 500 экз. – ISBN 5-8130-0098-4.

9. Карминский, А. М. Кредитные рейтинги и их моделирование : монография / А.М. Карминский. – Москва : Высшая школа экономики, 2015. – 304 с. – 600 экз. – ISBN 978-5-7598-1232-6.

10. Кредитное бюро в России: законодательное обеспечение и перспективы развития : Материалы Комитета Совета Федерации по финансовым рынкам и денежному обращению. – Москва : Управление делопроизводства Аппарата Совета Федерации, 2004. – 70 с. – ISBN отсутствует.

11. Лаврушин, О.И. Банковское дело. Современная система кредитования : учебное пособие / О.И. Лаврушин, О.Н. Афанасьева. – Москва : КНОРУС, 2021. – 358 с. – ISBN 978-5-406-06008-7.

12. Ларионова, И.В. Риск-менеджмент в коммерческом банке : монография / коллектив авторов ; под редакцией И.В. Ларионовой. – Москва : КНОРУС, 2016. – 456 с. – 1000 экз. – ISBN 978-5-406-02907-7.

13. Макроэкономический анализ банковской сферы : учебник / коллектив авторов; под редакцией О.Н. Афанасьевой, С.Е. Дубовой. – Москва : КНОРУС, 2016. – 460 с. – ISBN 978-5-406-04913-6.

14. Основы риск-менеджмента : монография / М. Круи, Д. Галай, Р. Марк. – Москва : ЮРАЙТ, 2022. – 390 с. – 500 экз. – ISBN 978-5-534-02578-1.

15. Оценка кредитоспособности заёмщиков в банковском риск-менеджменте : монография / Е.П. Шаталова, А.Н. Шаталов. – Москва : КНОРУС, 2012. – 168 с. – 500 экз. – ISBN 978-5-406-02158-3.

16. Современная кредитная инфраструктура и ее особенности : монография / О.Н. Афанасьева, П.М. Часовских, Е.Г. Рунова. – Москва : РУСАЙНС, 2017. – 170 с. – 500 экз. – ISBN 978-5-4365-2269-2.

17. Формирование качественной инфраструктуры рынка микрофинансирования и кредитной кооперации : монография / коллектив авторов; под редакцией М.А. Абрамовой. – Москва : РУСНАЙС, 2016. – 228 с. – 500 экз. – ISBN 978-5-4365-0736-1.

18. Эволюция теории кредита и его использование в современной экономике: монография / О.И. Лаврушин. – Москва : КНОРУС, 2016. – 394 с. – 700 экз. – ISBN 978-5-406-05108-5.

#### Авторефераты диссертаций

19. Коваленко, О.А. Методический подход к оценке кредитоспособности физических лиц : специальность 08.00.10 «Финансы, денежное обращение и кредит» : автореферат диссертации на соискание учёной степени кандидата

экономических наук / Коваленко Ольга Александровна ; Алтайский государственный технический университет им. И.И. Ползунова. – Новосибирск, 2011. – 18 с. – Библиогр.: с. 17-18. – Место защиты: Новосибирский государственный университет экономики и управления.

20. Лукашевич, Н.С. Оценка кредитоспособности физических лиц на основе теории нечетких множеств : специальность 08.00.13 «Математические и инструментальные методы экономики» : автореферат диссертации на соискание учёной степени кандидата юридических наук / Лукашевич Никита Сергеевич ; Санкт-Петербургский государственный политехнический университет. – Санкт-Петербург, 2009. – 18 с. – Библиогр.: с. 16-17. – Место защиты: Санкт-Петербургский государственный политехнический университет.

21. Наумова, Т.В. Развитие кредитно-информационной инфраструктуры банковской деятельности в России : специальность 08.00.10 «Финансы, денежное обращение и кредит» : автореферат диссертации на соискание учёной степени кандидата экономических наук / Наумова Татьяна Витальевна ; Саратовский государственный социально-экономический университет. – Саратов, 2008. – 20 с. – Библиогр.: с. 19-20. – Место защиты: Саратовский государственный социально-экономический университет.

22. Пахоль, В.Б. Взаимодействие бюро кредитных историй и коммерческих банков в процессе управления кредитным риском : специальность 08.00.10 «Финансы, денежное обращение и кредит» : автореферат диссертации на соискание учёной степени кандидата экономических наук / Пахоль Виктория Борисовна ; Волгоградский государственный университет. – Волгоград, 2010. – 26 с. – Библиогр.: с. 25-26. – Место защиты: Волгоградский государственный университет.

23. Рустамьян, В. Л. Принципы законодательства о кредитных историях : специальность 12.00.14 «Административное право, финансовое право, информационное право» : автореферат диссертации на соискание учёной

степени кандидата юридических наук / Рустамьян Виктория Леонидовна ; Институт государства и права РАН. – Москва, 2009. – 27 с. – Библиогр.: с. 27. – Место защиты: Институт государства и права РАН.

24. Турсунов, Б.А. Развитие инфраструктуры кредитных отношений в системе потребительского кредитования в Российской Федерации : специальность 08.00.10 «Финансы, денежное обращение и кредит» : автореферат диссертации на соискание учёной степени кандидата экономических наук / Турсунов Бахром Асрорович ; Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова. – Москва, 2017. – 25 с. – Библиогр.: с. 23-24. – Место защиты: Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова.

#### Статьи

25. Александрова, Л.С. Бюро кредитных историй: Россия и зарубежный опыт / Л.С. Александрова // Экономика. Бизнес. Банки. – 2016. – S6. – С. 10-18. – ISSN 2304-9596.

26. Александрова, Л.С. Новации в развитии бюро кредитных историй / Л.С. Александрова // Экономика. Бизнес. Банки. – 2017. – S7. – С. 83-91. – ISSN 2304-9596.

27. Алексеева, Л.М. Некоторые вопросы потребительского кредитования / Л.М. Алексеева, А.И. Прилуцкая // Деньги и кредит. – 2015. – № 1. – С. 34-37. – ISSN 0130-3090.

28. Анохин, М.В. Методика формирования кредитных рейтингов в современной практике оценки кредитного риска / М.В. Анохин // Статистика и Экономика. – 2011. – № 3. – С. 13-15. – ISSN 2500-3925.

29. Банных, А.А. Методика оценки кредитного риска заемщика с применением скоринга бюро кредитных историй / А.А. Банных // Приложение математики в экономических и технических исследованиях. – 2014. – № 4. – С. 25-32. – ISSN отсутствует.

30. Башанова, И.А. Минимизация кредитных рисков с помощью бюро кредитных историй / И.А. Башанова // Актуальные вопросы экономических наук. – 2016. – № 49. – 173-181. – ISSN отсутствует.

31. Власенко, М.Н. Оценка кредитоспособности физических лиц при помощи инструментария классификационных нейронных сетей / М.Н. Власенко // Банкаўскі веснік. – 2021. – Март. – С. 19-30. – ISSN 2071-8896.

32. Воронин, Б.Б. Рынок услуг бюро кредитных историй: результаты третьего года развития / Б.Б. Воронин // Регламентация банковских операций. Документы и комментарии. – 2008. – № 5. – С. 23-25. – ISSN отсутствует.

33. Гаврилова, Э.Н. Скоринговые модели оценки кредитных рисков: российский и зарубежный опыт / Э.Н. Гаврилова // Актуальные вопросы современной экономики. – 2019. – № 1. – 101-105. – ISSN 2311-4320.

34. Гайдук, В.И. Моральные риски в банковской деятельности / В.И. Гайдук, А.Л. Вороков, Н.В. Гайдук // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2016. – № 124. – С. 1518-1536. – ISSN 1990-4665.

35. Гончарова, О.А. Развитие институциональных и организационных основ формирования индивидуальных кредитных рейтингов граждан / О.А. Гончарова // Финансовая экономика. – 2021. – № 7. – С.125-129. – ISSN 2075-7786.

36. Гончарова, О.А. Индивидуальный рейтинг в кредитной истории граждан: возможности и угрозы / О.А. Гончарова // Известия ВУЗов. Серия: Экономика, финансы и управление производством. – 2019. – № 3. – С.8-13. – ISSN 2218-1784.

37. Гончарова, О.А. Компаративный анализ моделей кредитного скоринга: практический аспект / О.А. Гончарова // Финансовая экономика. – 2021. – № 5. – С.123-126. – ISSN 2075-7786.

38. Гончарова, О.А. Влияние альтернативных данных на точность классификации заемщиков / О.А. Гончарова // Банковское дело. – 2021. – № 7. – С.61-64. – ISSN 2071-4904.

39. Гончарова, О.А. Международный опыт формирования индивидуальных кредитных рейтингов граждан / О.А. Гончарова // Банковское дело. – 2021. – № 9. – С.61-64. – ISSN 2071-4904.

40. Дуболазов, В.А. Нечетко-множественный подход к оценке кредитоспособности физических лиц / В.А. Дуболазов, Н.С. Лукашевич // Финансы и кредит. – 2009. – № 13. – С. 35–45. – ISSN 2071-4688.

41. Изофенко, Р.Н. О развитии института кредитных историй / Р.Н. Изофенко // Управление в кредитной организации. – 2009. – № 2. – С. 42-44. – ISSN отсутствует.

42. Карцев, А.С. Особенности деятельности бюро кредитных историй за рубежом и в России / А.С. Карцев // Экономика. Бизнес. Банки. – 2019. – № 1. – С. 104-117. – ISSN 2304-9596. 42.

43. Кашницкий, А.С. Ансамблевый метод машинного обучения, основанный на рекомендации классификаторов / А.С. Кашницкий, Д.И. Игнатов // Интеллектуальные системы. – 2015. – № 4. Том 19. – С. 37-55. – ISSN 2075-9460.

44. Кислицын, Е.В. Имитационное моделирование процесса кредитования физических лиц с использованием кредитного рейтинга / Е.В. Кислицын // Вестник ВГУ. Серия: Экономика и управление. – 2018. – № 3. – С. 112-118. – ISSN 1814-2966.

45. Китова, О.В. Метод машин опорных векторов для прогнозирования показателей инвестиций / О.В. Китова, Л.П. Дьяконова, И.А. Пеньков // Экономика, статистика и информатика. Вестник УМО. – 2016. – № 4. – С. 27-30. – ISSN 1994-7844.

46. Коркушко, М.В. Повышение эффективности работы бюро кредитных историй / М.В. Коркушко // Современная наука: актуальные проблемы теории



и практики. Серия: Экономика и право. – 2016. – № 9. – С. 48-51. – ISSN 223-2974.

47. Лукашевич, Н.С. Оценка параметров кредит-скоринговой модели на основе ROC-анализа / Н.С. Лукашевич // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Экономические науки. – 2011. – № 125. Том 3. – С. 235-241. – ISSN 2304-9774.

48. Лукашевич, Н.С. Сравнение нейросетевых и статистических методов оценки кредитного риска / Н.С. Лукашевич // Финансы и кредит. – 2011. – № 1. – С. 32–41. – ISSN 2071-4688.

49. Луняков, О.В. Развитие каналов кредитования в условиях перехода к цифровой экономике: моделирование спроса / О.В. Луняков, Н.А. Лунякова // Финансы: теория и практика. – 2018. – № 5. Том 22. – С. 76-89. – ISSN 2587-5671.

50. Мамута, М.В. Вопросы развития кредитных бюро в России / М.В. Мамута, О.С. Сорокина, В.Л. Тян // Деньги и кредит. – 2015. – № 15. – С. 45-50. – ISSN 0130-3090.

51. Мирошниченко, О.С. Развитие макропруденциального регулирования банковского кредитования физических лиц в России / О.С. Мирошниченко, Н.С. Воронова, В.В. Гамукин // Финансы: теория и практика. – 2020. – № 24. – С. 75-87. – ISSN 2587-5671.

52. Морозова, Ю.В. Скоринговые оценки розничного кредитного риска / Ю.В. Морозова // Наука и общество. – 2016. – № 3. – С. 37-43. – ISSN 2223-9774.

53. Пахоль, В.Б. Противоречия в сотрудничестве банков и бюро кредитных историй / В.Б. Пахоль // Банковское право. – 2010. – № 3. – С. 72–75. – ISSN 1812-3945.

54. Рябов, Ю.П. Бюро кредитных историй: экономические и организационные аспекты развития / Ю.П. Рябов, Э.К. Жаннель // Социально-экономические явления и процессы. – 2013. – № 7. – С. 125–129. – ISSN 1819-8813.

55. Савинова, В.А. Управление кредитным портфелем коммерческого банка: сущность и содержание / В.А. Савинова, М.А. Рашевских // Экономические науки. – 2016. – № 7. – С. 112-114. – ISSN 2072-0858.

56. Симонянц, Н.Н. Теоретические подходы к понятию банковского кредитного риска, возникающего в процессе кредитования частных заемщиков / Н.Н. Симонянц, К.А. Буслаева // Вектор экономики. – 2017. – № 2. – С. 17-22. – ISSN 2500-3666.

57. Сурина, И.В. Инфраструктура рынка розничного кредитования в России: характеристика основных элементов / И.В. Сурина, Н.Н. Симонянц, Т.П. Носова // Экономика и предпринимательство. – 2018. - № 4. – С. 57-62. – ISSN 1999-2300.

58. Сысоева, А.А. Бюро кредитных историй: недостатки российской практики и пути их преодоления / А.А. Сысоева // Научные исследования и разработки. Экономика фирмы. – 2017. – № 2. – С. 84–88. – ISSN отсутствует.

59. Тарасенко, О.А. Услуги бюро кредитных историй / О.А. Тарасенко // Законы России: опыт, анализ, практика. – 2015. – № 5. – С. 81–87. – ISSN 1992-8041.

60. Тихомирова, Е.В. Аутсорсинг на рынке кредитных продуктов банков: текущие ограничения и возможности развития / Е.В. Тихомирова // Финансы и бизнес. – 2017. – № 3. – С.86-95. – ISSN 1814-4802.

61. Уланов, С.В. Генетический алгоритм для отбора признаков при разработке скоринговых карт / С.В. Уланов, А.И. Якупов // Вестник Ижевского государственного технического университета. – 2010. – № 2. – С. 54–57. – ISSN отсутствует.

62. Эзрох, Ю.С. Развитие отечественного института бюро кредитных историй в зеркале зарубежного опыта / Ю.С. Эзрох, С.О. Каранова // Финансовая аналитика: проблемы и решения. – 2016. – № 6. – С. 2-15. – ISSN 2073-4484.

63. Эмексузян, В.С. Аутсорсинговый скоринг в развитии инфраструктуры кредитной системы России / В.С. Эмексузян, Л.Н. Демидов // Научные труды

вольного экономического общества России. – 2016. – № 104. Том 201.– С. 230-241. – ISSN 2072-2060.

64. Эриашвили, Н.Д. Правовое регулирование кредитных историй / Н.Д. Эриашвили, Р.Р. Бетретдинов // Вестник Московского университета МВД России. – 2010. – № 3. – С. 184-188. – ISSN 2073-0454.

#### Источники на иностранных языках

65. Abdou, H. Genetic programming for credit scoring: The case of egyptian public sector banks / H. Abdou // Expert Systems with Applications. – 2009. – № 9. Volume 36. – P. 11402-11417. – ISSN 0957-4174. – DOI 10.1016/j.eswa.2009.01.076.

66. Abdou, H. Neural nets versus conventional techniques in credit scoring in egyptian banking / H. Abdou, J. Pointon, A. El-Masry // Expert Systems with Applications. – 2008. – № 3. Volume 35. – P. 1275-1292. – ISSN 0957-4174. – DOI 10.1016/j.eswa.2007.08.030.

67. Akerlof, G. The market for ‘Lemons’: Quality uncertainty and the market mechanism / G. Akerlof // Quarterly Journal of Economics. – 1970. – № 3. Volume 28. – P. 523-547. – ISSN 0033-5533. – DOI 10.2307/1879431.

68. Akkoc, S. An empirical comparison of conventional techniques, neural networks and the three stage hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) model for credit scoring analysis: The case of Turkish credit card data / S. Akkoc // European Journal of Operational Research. – 2012. – № 9. Volume 222. – P. 168-178. – ISSN 0377-2217. – DOI 10.1016/j.ejor.2012.04.009.

69. An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions // Basel Committee on Banking Supervision. – 2005. – Текст : электронный. – URL: <https://www.bis.org/bcbs/irbriskweight.pdf> (дата обращения: 05.03.2020).

70. Anderson, R. The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation / R. Anderson. – New York : Oxford University Press, 2007. – 731 p. – ISBN 10: 0199226407.

71. Antonakis, A. Assessing naive Bayes as a method for screening credit applicants / A. Antonakis, M. Sfakianakis // *Journal of Applied Statistics*. – 2009. – № 5. Volume 36. – P. 537-545. – ISSN 0266-4763. – DOI 10.1080/02664760802554263.

72. Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework - Comprehensive Version. Part 2 // Basel Committee on Banking Supervision. – 2001. – Текст : электронный. – URL: <https://www.bis.org/publ/bcbsca05.pdf> (дата обращения: 10.04.2020).

73. Berkson, J. Application of the logistic function to bio-assay / J. Berkson // *Journal of the American Statistical Association*. – 1944. – № 227. Volume 39. – P. 357-365. – ISSN 0162-1459. – DOI 10.2307/228004.

74. Breiman, L. Classification and regression trees / L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen, C. Stone. – Chapman and Hall/CRC, 1984. – 368 p. – ISBN 9780412048418.

75. Breiman, L. Random Forests / L. Breiman // *Machine Learning*. – 2001. – № 1. Volume 45. – P. 5-32. – ISSN 1573-0565. – DOI 10.1023/A: 1010933404324.

76. Chen, T. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System / T. Chen, C. Guestrin // *KDD'16*. – 2016. – 10 p. – ISSN 0167-9236. – DOI 10.1145/2939672.2939785.

77. Chen, W. Mining the customer credit using hybrid support vector machine technique / W. Chen, C. Ma, L. Ma // *Expert Systems with Applications*. – 2009. – № 4. Volume 36. – P. 7611-7616. – ISSN 0957-4174. – DOI 10.1016/j.eswa.2008.09.054.

78. Chuang, C.-L. Constructing a reassigning credit scoring model / C.-L. Chuang, R.-H. Lin // *Expert Systems with Applications*. – 2009. – Volume 36. – P.1685–1694. – ISSN 0957-4174. – DOI 10.1016/j.eswa.2007.11.067.

79. Credit Reporting Knowledge Guide 2019. Washington DC: World Bank. – Текст : электронный. – URL: <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/31806> (дата обращения: 20.09.2020).

80. Diamond, DW. Monitoring and Reputation: The Choice between Bank Loans and Directly Placed Debt / DW. Diamond // *Journal of Political Economy*. – 1991. – № 4. Volume 99. – P. 689-721. – ISSN 0022-3808. – DOI 10.1086/261775.

81. Drummond, C. What ROC curves can't do (and cost curves can) / C. Drummond, R. Holte // *ROCA*. – 2004. – P. 19-26. – ISSN 2074-0735. – DOI отсутствует.
82. Egan, J. Signal detection theory and ROC analysis / J. Egan. – Academic Press: New York, 1975. – 386 p. – ISBN 9780122328503.
83. Engelmann, B. Measuring the Discriminative Power of Rating Systems / B. Engelmann, E. Hayden, D. Tasche // *Bundesbank Series 2*. – 2003. – Текст : электронный. – URL: <https://ssrn.com/abstract=2793951> (дата обращения: 17.09.2020).
84. Finlay, S. Multiple classifier architectures and their application to credit risk assessment / S. Finlay // *European Journal of Operational Research*. – 2011. – № 2. Volume 210. – P. 368-378. – ISSN 0377-2217. – DOI 10.1016/j.ejor.2010.09.029.
85. Fisher, R. The use of multiple measurements in taxonomic problems / R. Fisher // *Annals of Eugenics*. – 1986. – Volume 7. – P. 179-188. – ISSN 0003-4800. – DOI 10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x.
86. Gambacorta, L. How do machine learning and non-traditional data affect credit scoring? New evidence from a Chinese fintech firm / L. Gambacorta, Y. Huang, H. Qiu, J. Wang // *BIS Working Papers*. – 2019. – № 834. – Текст : электронный. – URL: <https://www.bis.org/publ/work834.pdf> (дата обращения: 20.06.2020).
87. Garcia, M. Handbook of Research on Big Data Clustering and Machine Learning / M. Garcia. – USA: IGI Global, 2020. – 477 p. – ISBN-10: 1799801063.
88. Gemela, J. Financial analysis using Bayesian networks / J. Gemela // *Applied Stochastic Models in Business and Industry*. – 2007. – № 1. Volume 17(1). – P. 57-67. – ISSN 1526-4025. – DOI <https://doi.org/10.1002/asmb.422>.
89. Jagtiani, J. Fintech Lending Financial Inclusion, Risk Pricing, and Alternative Information / J. Jagtiani, C. Lemieux. – 2017. – Текст : электронный. – URL: <https://ssrn.com/abstract=3096098>. (дата обращения: 18.09.2020).
90. Jagtiani, J. The roles of alternative data and machine learning in fintech lending: Evidence from the LendingClub consumer platform / J. Jagtiani, C. Lemieux

// Financial Management. – 2019. – Текст : электронный. – URL: <https://ideas.repec.org/p/fip/fedpwp/18-15.html> (дата обращения: 19.09.2020).

91. Karlis, D. Analysis of defaulters' behaviour using the poissonmixture approach / D. Karlis, M. Rahmouni // IMA Journal Management Mathematics. – 2007. – № 3. Volume 18. – P. 297-311. – ISSN 1471-678X. – DOI 10.1093/imaman/dpm025.

92. Lee, T.-S. Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique / T.-S. Lee, C.-C. Chiu, C.-J. Lu, I.-F. Chen // Expert Systems with Applications. – 2002. – № 3. Volume 2. – P. 245-254. – ISSN 0957-4174. – DOI 10.1016/S0957-4174(02)00044-1.

93. Li, S.-T. The evaluation of consumer loans using support vector machines / S.-T. Li, W. Shiue, M.-H. Huang // Expert Systems with Applications. – 2006. – № 4. Volume 30. – P. 772-782. – ISSN 0957-4174. – DOI 10.1016/j.eswa.2005.07.041.

94. Lisboa, P. Partial logistic artificial neural network for competing risks regularized with automatic relevance determination / P. Lisboa, T. Etchells et al. // IEEE Transactions on Neural Networks. – 2005. – № 9. Volume 20. – P. 1403-1416. – ISSN 2162-237X. – DOI 10.1109/TNN.2009.2023654.

95. Louzada, F. Poly-bagging predictors for classification modelling for credit scoring / F. Louzada, O. Anacleto-Junior, C. Candolo, J. Mazucheli // Expert Systems with Applications. – 2011. – № 10. Volume 38. – P.12717-12720. – ISSN 0957-4174. – DOI 10.1016/j.eswa.2011.04.059.

96. Melicher, R. Introduction to Finance: Markets, Investments, and Financial Management / R. Melicher, E. Norton. – USA : John Wiley & Sons, 2016. – 652 p. – ISBN-13: 978-1119398288.

97. Ong, C.-S. Building credit scoring models using genetic programming / C.-S. Ong, J.-J. Huang, G.-H. Tzeng // Expert Systems with Applications. – 2005. – № 1. Volume 29. – P. 41-47. – ISSN 0957-4174. – DOI 10.1016/j.eswa.2005.01.003.

98. Stiglitz, J. Credit Rationing in Markets with Imperfect Information / J. Stiglitz, A. Weiss // *American Economic Review*. – 1981. – № 9. Volume 71. – P. 393-410. – ISSN 0002-8282. – DOI 10.7916/D8V12FT1.

99. The Internal Ratings-Based Approach // *Basel Committee on Banking Supervision*. – 2001. – Текст : электронный. – URL: <http://www.bis.org/publ/bcbs128b.pdf> (дата обращения: 04.03.2020).

100. Thomas, L. Credit Scoring and its applications. Monographs on mathematical modeling and computation. SIAM / L. Thomas, D. Edelman, J. Crook. – USA : PA, Philadelphia, 2002. – 245 p. – ISBN-13: 978-0898714838.

101. Wu, W.-W. Improving classification accuracy and causal knowledge for better credit decisions / W.-W. Wu // *International Journal of Neural Systems*. – 2011. – № 4. Volume 21. – P. 297-309. – ISSN 0129-0657. – DOI 10.1142/S0129065711002845.

102. Yang, Y. Adaptive credit scoring with kernel learning methods / Y. Yang // *European Journal of Operational Research*. – 2007. – № 3. Volume 183. – P. 1521-1536. – ISSN 0377-2217. – DOI 10.1016 / j.ejor.2006.10.066.

103. Yap, B. Using data mining to improve assessment of credit worthiness via credit scoring models / B. Yap, S. Ong, N. Husain // *Expert Systems with Applications*. – 2011. – № 10. Volume 38. – P. 13274-13283. – ISSN 0957-4174. – DOI 10.1016/j.eswa.2011.04.147.

#### Электронные ресурсы

104. «Яндекс» закрыл проект по оценке качества заемщиков. – Текст : электронный. – URL: <https://plusworld.ru/daily/banki-i-mfo/yandeks-prekratil-zanimatsya-otsenкой-kachestva-zaemshhikov/> (дата обращения: 25.03.2021).

105. 60,6 млн россиян имеют высокий кредитный рейтинг // БКИ ОКБ: официальный сайт. – Текст : электронный. – URL: <https://bki-okb.ru/corp/analitika/606-mln-rossiyan-imeyut-vysokiy-kreditnyy-reyting> (дата обращения: 15.06.2020).

106. A Credit Rating is an Informed Opinion. – Текст : электронный. – URL: <https://www.spglobal.com/ratings/en/about/understanding-ratings> (дата обращения: 14.06.2020).

107. Carroll, P. Alternative Data and the Unbanked / P. Carroll, S. Rehmani. – ISSN отсутствует. – Текст : электронный. DOI отсутствует. – URL: [https://www.oliverwyman.com/content/dam/oliver-wyman/v2/publications/2017/may/Alternative\\_Data\\_And\\_The\\_%20Unbanked.pdf](https://www.oliverwyman.com/content/dam/oliver-wyman/v2/publications/2017/may/Alternative_Data_And_The_%20Unbanked.pdf) (дата обращения: 23.02.2020).

108. Complete Guide To The Three Major Credit Reporting Bureaus: Equifax VS Experian VS TransUnion. – Текст : электронный. – URL: <https://www.merchantmaverick.com/the-complete-guide-to-credit-bureaus-equifax-vs-experian-vs-transunion/> (дата обращения: 03.04.2021).

109. Credit ratings. – Текст : электронный. – URL: <https://www.upgrade.com/credit-health/insights/creates-credit-score/> (дата обращения: 29.03.2021).

110. Credit Score Types and Versions. – Текст : электронный. – URL: <https://thismatter.com/> (дата обращения: 28.04.2021).

111. Discover How to Build & Maintain Your Best Credit Score. – Текст : электронный. – URL: <https://investinganswers.com/best-credit-scores> (дата обращения: 26.04.2021).

112. Expanding credit access with alternative data. – Текст : электронный. – URL: <https://www.fico.com/en/resource-access/download/15431> (дата обращения: 20.04.2021).

113. FICO Continues to Expand Access to Credit with New FICO® Score XD2. – Текст : электронный. – URL: <https://www.fico.com/en/newsroom/fico-continues-expand-access-credit-new-fico-score-xd-2> (дата обращения: 05.04.2021).

114. FICO just updated its credit scores – here’s how to improve yours. – Текст : электронный. – URL: <https://www.marketwatch.com/story/fico-just-updated-its-scores-heres-what-you-need-to-know-2020-01-24> (дата обращения: 03.04.2021).

115. Guide to Credit Rating Essentials. What are credit ratings and how do they work? – Текст : электронный. – URL: <https://www.spratings.com/documents/>



20184/760102/SPRS\_Understanding-Ratings\_GRE.pdf (дата обращения: 12.09.2020).

116. LendingClub : официальный сайт. – Текст : электронный. – URL: <https://www.lendingclub.com> (дата обращения: 29.04.2021).

117. Now wanted by big credit bureaus like Equifax: Your ‘alternative’ data. – Текст : электронный. – URL: <https://www.fastcompany.com/90318224/now-wanted-by-equifax-and-other-credit-bureaus-your-alternative-data> (дата обращения: 30.03.2021).

118. SCHUFA credit score report in Germany. – Текст : электронный. – URL: <https://banks-germany.com/schufa-credit-score> (дата обращения: 27.04.2021).

119. The Treatment of Nonperforming Loans. – Текст : электронный. – URL: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/bop/2005/05-29.pdf> (дата обращения: 17.04.2021).

120. To Score Or Not To Score. – Текст : электронный. – URL: <https://www.slideshare.net/FICO/to-score-or-not-to-score> (дата обращения: 17.07.2020).

121. Towards Human Resilience: Sustaining MDG Progress in an Age of Economic Uncertainty. – Текст : электронный. – URL: [http://www.undp.org/content/dam/undp/library/Poverty%20Reduction/Inclusive%20development/Towards%20Human%20Resilience/Towards\\_SustainingMDGProgress\\_Ch4.pdf](http://www.undp.org/content/dam/undp/library/Poverty%20Reduction/Inclusive%20development/Towards%20Human%20Resilience/Towards_SustainingMDGProgress_Ch4.pdf) (дата обращения: 21.04.2020).

122. Turner, M. New to Credit from Alternative Data. – ISSN отсутствует. – Текст : электронный. DOI отсутствует. – URL: [https://www.perc.net/wp-content/uploads/2013/09/New\\_to\\_Credit\\_from\\_Alternative\\_Data\\_0.pdf](https://www.perc.net/wp-content/uploads/2013/09/New_to_Credit_from_Alternative_Data_0.pdf) (дата обращения: 12.02.2020).

123. What is Your FICO Credit Score? – Текст : электронный. – URL: <https://www.mybanktracker.com/credit-cards/credit-score/what-is-the-fico-score-263578> (дата обращения: 18.04.2021).

124. White, G. Can the Flaws in Credit Scoring Be Fixed? Not Easily, The Atlantic / G. White. – ISSN отсутствует. – Текст : электронный.

DOI отсутствует. – URL: <https://www.theatlantic.com/business/archive/2017/01/credit-score/512702> (дата обращения: 22.05.2020).

125. Wu, Ch. Testimony before the U.S. House of Representatives Committee on Financial Services Task Force on Financial Technology / Ch. Wu. – ISSN отсутствует. – Текст : электронный. DOI отсутствует. – URL: <https://www.congress.gov/116/meeting/house/108945/witnesses/HHRG-116-BA00-Wstate-WuC-20190226.pdf> (дата обращения: 16.04.2020).

126. Анализ тенденций на рынке кредитования физических лиц в 2015-2019 годах на основе данных бюро кредитных историй. – Текст : электронный. – URL: [https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/31947/20191101\\_dfs.pdf](https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/31947/20191101_dfs.pdf) (дата обращения: 25.04.2021).

127. Годовой отчет Банка России за 2017 год // Банк России. – 2017. – Текст : электронный. – URL: [https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/7796/ar\\_2017.pdf](https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/7796/ar_2017.pdf) (дата обращения: 14.02.2021).

128. Годовой отчет Банка России за 2021 год // Банк России. – 2021. – Текст : электронный. – URL: [https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/40915/ar\\_2021.pdf](https://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/40915/ar_2021.pdf) (дата обращения: 10.06.2022).

129. Государственный реестр бюро кредитных историй // Банк России: официальный сайт. – Текст : электронный. – URL: [https://www.cbr.ru/registries/ckki/#a\\_85598](https://www.cbr.ru/registries/ckki/#a_85598) (дата обращения: 12.02.2021). – Текст : электронный.

130. Департамент управления данными Банка России. // Банк России : официальный сайт. – Текст : электронный. – URL: [https://www.cbr.ru/about\\_br/bankstructute/dud/](https://www.cbr.ru/about_br/bankstructute/dud/) (дата обращения: 28.04.2021).

131. Законодательные изменения, вступающие в силу 1 октября 2019 года // Банк России : официальный сайт. – Текст : электронный. – URL: [http://www.garant.ru/files/3/7/1297273/informatsiya\\_bank\\_rossii\\_ot\\_1\\_oktyabrya\\_2019\\_g.rtf](http://www.garant.ru/files/3/7/1297273/informatsiya_bank_rossii_ot_1_oktyabrya_2019_g.rtf) (дата обращения: 09.10.2020).

132. Информация о кредитном риске по операциям с физическими лицами // Банк России : официальный сайт. – Текст : электронный. – URL: [http://www.cbr.ru/statistics/bank\\_sector/pdko\\_sub/](http://www.cbr.ru/statistics/bank_sector/pdko_sub/) (дата обращения: 28.04.2021).

133. Карта искусственного интеллекта России. – URL: <http://airussia.online/#titul> (дата обращения: 14.03.2021). – Текст : электронный.

134. Марков, М.А. Бюро кредитных историй: проблемы и перспективы развития / М.А. Марков. – Текст : электронный. DOI отсутствует. – URL: <http://www.finansy.ru/publ/bank/010markov.htm> (дата обращения: 28.04.2021).

135. Необходимо формирование доверенного цифрового пространства. – Текст : электронный. – URL: <https://www.if24.ru/marina-abramova-interview/> (дата обращения: 25.11.2022).

136. О стратегии развития рынка услуг бюро кредитных историй // Банк России : официальный сайт. – Текст : электронный. – URL: [https://www.cbr.ru/Content/Document/File/50684/Consultation\\_Paper\\_171024.pdf](https://www.cbr.ru/Content/Document/File/50684/Consultation_Paper_171024.pdf) (дата обращения: 10.02.2020).

137. Показатель долговой нагрузки // Банк России : официальный сайт. – Текст : электронный. – URL: <https://cbr.ru/finstab/instruments/pti/> (дата обращения: 05.04.2020). – Текст : электронный.

138. Рябов, Ю.П. Бюро кредитных историй: экономические и организационные аспекты развития / Ю.П. Рябов. – ISSN отсутствует. – Текст : электронный. DOI отсутствует. – URL: <https://article/n/byuro-kreditnyh-istoriy-ekonomicheskie-i-organizatsionnye-aspekty-razvitiya> (дата обращения: 29.04.2021).

139. Сколько это будет в баллах. ЦБ обсуждает единые кредитные рейтинги граждан. – Текст : электронный. – URL: <https://rg.ru/2019/06/26/cb-obsuzhdaet-edinye-kreditnye-rejtingi-grazhdan.htm> (дата обращения: 08.10.2020).

140. Статистический бюллетень Банка России // Банк России : официальный сайт. – Текст : электронный. – URL: [https://cbr.ru/Collection/Collection/File/36660/Bbs2102\\_r.pdf](https://cbr.ru/Collection/Collection/File/36660/Bbs2102_r.pdf) (дата обращения: 11.12.2021).

141. Тарасенко. О.А. Услуги бюро кредитных историй / О.А. Тарасенко. – ISSN отсутствует. – Текст : электронный. DOI отсутствует. – URL: <http://lexandbusiness.ru/view-article.php?id=6084> (дата обращения: 28.04.2021).

142. Финтех и эволюция кредитного скоринга. – Текст : электронный. – URL: <https://bosfera.ru/bo/finteh-i-evolyuciya-kreditnogo-skoringa> (дата обращения: 30.04.2021).

143. Яндекс» начал оценивать для банков платежеспособность россиян. – Текст : электронный. – URL: <https://www.rbc.ru/finances/24/12/2019/5e00e2409a79478017f453e6> (дата обращения: 25.03.2021).

## Приложение А

(информационное)

### Понятия кредитного рейтинга и кредитного скоринга в научной и нормативной правовой литературе

Таблица А.1 – Сравнительная таблица понятий «кредитный рейтинг» и «кредитный скоринг»

Авторы	Понятие «кредитный рейтинг»	Понятие «кредитный скоринг»
1	2	3
Лаврушин О.И., Афанасьева О.С. [16]	Понятия «скоринг (рейтинг)» и «скоринговая (рейтинговая) оценка» <i>используются в одном и том же контексте</i> , а в американской практике они просто неразделимы, поэтому их можно использовать как <i>одноранговые, то есть имеющие практически идентичную природу и экономический смысл</i> . Понятия «скоринг/рейтинг» и «скоринговая/рейтинговая оценка» рассматриваются как система рейтингования финансового состояния заемщиков / контрагентов кредитной организации	
Ларионова И.В. [17]	Кредитный рейтинг трактуется как <i>комплексная оценка кредитоспособности заемщика</i> , выражаемая через специальный сводный индекс / индикатор	Кредитный скоринг является <i>одним из нескольких формализованных способов определения специального сводного индекса, характеризующего кредитоспособность заемщиков</i>
Garcia M. [111]	Кредитный рейтинг соотносится с <i>оценочным суждением о кредитоспособности независимого юридического лица</i>	<i>Отдельно как понятие не выделяется.</i> Косвенно говорится о том, что для кредитного рейтинга используются оценочные методики кредитоспособности заемщиков
Melicher R., Norton E. [132]	Кредитный рейтинг рассматривается как <i>ожидаемая вероятность того, что заемщик пропустит выплаты по процентам или основной сумме и, возможно, не исполнит свои обязательства по долговым обязательствам в форме займа, ипотеки или эмитированным и обращающимся облигациям</i>	

Продолжение таблицы А.1

1	2	3
<p>Федеральный закон от 13.07.2015 N 222-ФЗ «О деятельности кредитных рейтинговых агентств в Российской Федерации, о внесении изменения в статью 76.1 Федерального закона «О Центральном банке Российской Федерации (Банке России)» и признании утратившими силу отдельных положений законодательных актов Российской Федерации» [1]</p>	<p>Кредитный рейтинг – мнение о способности рейтингуемого лица исполнять принятые на себя финансовые обязательства (кредитоспособность, финансовая надежность, финансовая устойчивость) и (или) о кредитном риске его отдельных финансовых обязательств или финансовых инструментов, выраженное с использованием рейтинговой категории»</p>	<p><i>Отдельно как понятие не выделяется</i></p>
<p>Федеральный закон от 30.12.2004 N 218-ФЗ «О кредитных историях» [3]</p>	<p>Индивидуальный рейтинг субъекта кредитной истории – это содержащееся в кредитной истории субъекта кредитной истории – физического лица числовое значение, характеризующее его кредитоспособность и вычисленное бюро кредитных историй на основе методики, требования к которой устанавливаются Банком России</p>	<p><i>Отдельно как понятие не выделяется.</i> Вместе с тем упоминаются оценочные методики, с использованием которых составляется индивидуальный рейтинг субъекта кредитной истории</p>

Источник: составлено автором.

## Приложение Б

(информационное)

**Статистические данные о распределении кредитных рейтингов в разрезе субъектов  
Российской Федерации**

Таблица Б.1 – Сравнительная таблица понятий «кредитный рейтинг» и «кредитный скоринг»

Регион	Доля граждан с высоким рейтингом, в процентах	Количество, тыс. чел.	Доля граждан со средним рейтингом, в процентах	Количество, тыс. чел.	Доля граждан с низким рейтингом, в процентах	Количество, тыс. чел.
1	2	3	4	5	6	7
АДЫГЕЯ	72	169,9	12	27,9	16	38,6
АЛТАЙ	67	86,5	12	15,1	22	28,0
АЛТАЙСКИЙ КРАЙ	74	1 091,5	9	136,0	16	237,7
АМУРСКАЯ ОБЛАСТЬ	76	370,0	9	42,5	15	72,9
АРХАНГЕЛЬСКАЯ ОБЛАСТЬ	80	508,8	8	52,6	11	70,8
АСТРАХАНСКАЯ ОБЛАСТЬ	74	427,2	11	62,5	16	90,9
БАШКОРТОСТАН	76	1 920,7	12	294,7	12	310,8
БЕЛГОРОДСКАЯ ОБЛАСТЬ	80	685,7	8	70,7	11	96,1
БРЯНСКАЯ ОБЛАСТЬ	82	574,3	8	54,8	10	70,3
БУРЯТИЯ	70	402,4	12	66,3	19	106,7
ВЛАДИМИРСКАЯ ОБЛАСТЬ	81	622,9	8	59,8	11	82,3
ВОЛГОГРАДСКАЯ ОБЛАСТЬ	77	1 091,3	10	139,1	14	193,4
ВОЛОГОДСКАЯ ОБЛАСТЬ	80	533,1	8	51,6	13	85,6
ВОРОНЕЖСКАЯ ОБЛАСТЬ	80	969,6	8	100,5	11	138,6
ДАГЕСТАН	78	477,7	11	67,8	11	69,5
ЕВРЕЙСКАЯ АО	73	76,6	10	10,3	17	17,9
ЗАБАЙКАЛЬСКИЙ КРАЙ	72	440,2	10	61,9	18	110,8
ИВАНОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	80	447,2	8	42,2	12	68,7
ИНГУШЕТИЯ	71	57,7	14	11,4	15	12,4
ИРКУТСКАЯ ОБЛАСТЬ	73	1 088,9	11	158,1	17	248,3
КАБАРДИНО-БАЛКАРИЯ	70	283,7	12	49,0	18	71,8
КАЛИНИНГРАДСКАЯ ОБЛАСТЬ	79	436,0	9	47,9	12	65,9
КАЛМЫКИЯ	69	119,5	13	23,1	17	30,0
КАЛУЖСКАЯ ОБЛАСТЬ	81	459,3	9	52,9	10	57,4
КАМЧАТСКИЙ КРАЙ	80	149,5	8	15,5	11	20,8
КАРАЧАЕВО-ЧЕРКЕССИЯ	70	155,5	11	24,5	19	42,1
КАРЕЛИЯ	79	324,3	7	30,6	13	55,4
КЕМЕРОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	72	1 266,9	10	179,8	18	309,0
КИРОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	81	609,4	9	63,7	10	75,5

Продолжение таблицы Б.1

1	2	3	4	5	6	7
КОМИ	80	477,7	8	50,5	12	70,9
КОСТРОМСКАЯ ОБЛАСТЬ	80	290,4	8	27,7	12	45,0
КРАСНОДАРСКИЙ КРАЙ	76	2 152,3	10	281,1	14	384,4
КРАСНОЯРСКИЙ КРАЙ	73	1 234,7	10	171,4	16	275,1
КУРГАНСКАЯ ОБЛАСТЬ	76	430,7	10	54,6	14	77,8
КУРСКАЯ ОБЛАСТЬ	81	538,5	8	51,4	11	74,6
ЛЕНИНГРАДСКАЯ ОБЛАСТЬ	79	725,4	10	89,4	12	106,8
ЛИПЕЦКАЯ ОБЛАСТЬ	80	525,7	9	58,4	11	70,3
МАГАДАНСКАЯ ОБЛАСТЬ	77	88,5	8	9,2	14	16,5
МАРИЙ ЭЛ	81	306,3	9	32,9	10	38,3
МОРДОВИЯ	82	349,9	8	34,8	9	40,3
МОСКВА	84	3 961,1	8	386,1	8	395,4
МОСКОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	80	2 978,8	10	354,9	10	371,6
МУРМАНСКАЯ ОБЛАСТЬ	80	433,4	8	43,8	12	67,8
НЕНЕЦКИЙ АО	80	17,3	8	1,8	11	2,4
НИЖЕГОРОДСКАЯ ОБЛАСТЬ	81	1 525,8	9	164,1	10	195,8
НОВГОРОДСКАЯ ОБЛАСТЬ	78	279,5	10	34,5	12	44,4
НОВОСИБИРСКАЯ ОБЛАСТЬ	75	1 245,4	10	168,2	15	249,3
ОМСКАЯ ОБЛАСТЬ	75	898,5	10	118,2	15	184,1
ОРЕНБУРГСКАЯ ОБЛАСТЬ	75	945,9	10	120,4	15	194,1
ОРЛОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	82	368,4	7	33,2	10	45,1
ПЕНЗЕНСКАЯ ОБЛАСТЬ	82	611,8	8	59,1	10	70,8
ПЕРМСКИЙ КРАЙ	76	1213,1	11	174,1	13	209,2
ПРИМОРСКИЙ КРАЙ	79	852,3	9	98,3	12	130,6
ПСКОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	80	308,3	8	29,4	12	46,2
РОСТОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	77	1 775,7	10	221,4	13	300,9
РЯЗАНСКАЯ ОБЛАСТЬ	83	497,1	7	44,7	10	58,5
САМАРСКАЯ ОБЛАСТЬ	79	1 412,4	10	172,7	12	211,3
САНКТ-ПЕТЕРБУРГ	82	2 085,3	9	215,6	9	230,7
САРАТОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	78	1 117,0	9	134,2	12	178,7
САХА (ЯКУТИЯ)	72	407,5	12	68,9	16	91,7
САХАЛИНСКАЯ ОБЛАСТЬ	78	234,7	9	26,5	14	41,1
СВЕРДЛОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	77	1 984,3	10	267,0	13	335,6
СЕВЕРНАЯ ОСЕТИЯ-АЛАНИЯ	72	243,3	11	37,3	18	59,6
СМОЛЕНСКАЯ ОБЛАСТЬ	80	442,2	9	48,7	11	61,6
СТАВРОПОЛЬСКИЙ КРАЙ	76	1 067,2	10	135,5	14	193,7
ТАМБОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	81	459,8	9	48,7	11	61,4
ТАТАРСТАН	78	1 629,7	10	216,0	11	235,9
ТВЕРСКАЯ ОБЛАСТЬ	81	610,2	9	65,5	11	80,3
ТОМСКАЯ ОБЛАСТЬ	77	470,5	9	52,3	14	86,9



Продолжение таблицы Б.1

1	2	3	4	5	6	7
ТУЛЬСКАЯ ОБЛАСТЬ	81	703,4	8	69,6	11	91,6
ТЫВА РЕСПУБЛИКА	54	110,1	17	34,5	29	60,5
ТЮМЕНСКАЯ ОБЛАСТЬ	74	610,2	11	87,5	16	129,8
УДМУРТИЯ	81	738,7	9	78,6	10	91,9
УЛЬЯНОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	81	617,8	8	57,5	11	83,1
ХАБАРОВСКИЙ КРАЙ	77	643,0	10	80,0	13	109,8
ХАКАСИЯ	73	220,2	8	25,0	18	54,9
ХАНТЫ-МАНСКИЙ АО	76	777,2	11	113,5	12	127,0
ЧЕЛЯБИНСКАЯ ОБЛАСТЬ	76	1 536,1	10	208,1	14	285,6
ЧЕЧЕНСКАЯ РЕСПУБЛИКА	75	201,6	14	36,3	12	31,1
ЧУВАШИЯ	82	571,3	9	59,2	9	63,4
ЧУКОТСКИЙ АО	83	26,6	10	3,3	7	2,2
ЯМАЛО-НЕНЕЦКИЙ АО	76	222,4	11	32,5	12	36,3
ЯРОСЛАВСКАЯ ОБЛАСТЬ	81	579,2	8	53,8	11	81,1

Источник: составлено автором по материалам [105].

**Приложение В**  
(информационное)

**Результаты определения индекса развития БКИ (CBDI) на основе использования  
метода главных компонент**

Correlation Matrix					
		z1	z2	z3	z4
Correlation	z1	1,000	,929	,924	,888
	z2	,929	1,000	,957	,905
	z3	,924	,957	1,000	,983
	z4	,888	,905	,983	1,000
Sig. (1-tailed)	z1		,000	,000	,000
	z2	,000		,000	,000
	z3	,000	,000		,000
	z4	,000	,000	,000	

Источник: составлено автором.

Рисунок В.1 – Корреляционная матрица нормализованных и прологарифмированных значений показателей развития БКИ

Total Variance Explained						
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3,794	94,846	94,846	3,794	94,846	94,846
2	,131	3,287	98,134			
3	,069	1,734	99,867			
4	,005	,133	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Источник: составлено автором.

Рисунок В.2 – Объясненная дисперсия исходных переменных выделенными главными компонентами

<b>Component Score Coefficient Matrix</b>	
	Component
	1
z1	,253
z2	,257
z3	,262
z4	,256

Источник: составлено автором.

Рисунок В.3 – Факторные коэффициенты первой главной компоненты

**Приложение Г**  
(информационное)

**Результаты оценки взаимосвязей между показателями  $I_{NPL}$ ,  $I_{LLP}$  и  $CBDI$  на основе использования методов регрессионного анализа**

ANOVA <sup>a</sup>						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1,405	1	1,405	13,388	,003 <sup>b</sup>
	Residual	1,365	13	,105		
	Total	2,770	14			
a. Dependent Variable: INLP						
b. Predictors: (Constant), REGR factor score 1 for analysis 1						

Источник: составлено автором.

Рисунок Г.1 – Результаты дисперсионного анализа на адекватность регрессионной модели  $CBDI = f(I_{NPL})$

Coefficients <sup>a</sup>								
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	95,0% Confidence Interval for B	
		B	Std. Error	Beta			Lower Bound	Upper Bound
		1	(Constant)	,171			,084	
1	REGR factor score 1 for analysis 1	-,317	,087	-,712	-3,659	,003	-,504	-,130
a. Dependent Variable: INLP								

Источник: составлено автором.

Рисунок Г.2 – Оцененные регрессионные коэффициенты модели  $CBDI = f(I_{NPL})$

Model Summary <sup>b</sup>				
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,712 <sup>a</sup>	,507	,469	,32399
a. Predictors: (Constant), REGR factor score 1 for analysis 1				
b. Dependent Variable: INLP				

Источник: составлено автором.

Рисунок Г.3 – Коэффициент детерминации модели  $CBDI = f(I_{NPL})$

ANOVA <sup>a</sup>						
Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	,465	1	,465	7,601	,016 <sup>b</sup>
	Residual	,795	13	,061		
	Total	1,260	14			
a. Dependent Variable: ILLP						
b. Predictors: (Constant), REGR factor score 1 for analysis 1						

Источник: составлено автором.

Рисунок Г.4 – Результаты дисперсионного анализа на адекватность регрессионной модели  $CBDI = f(I_{LLP})$

Coefficients <sup>a</sup>								
Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	95,0% Confidence Interval for B	
		B	Std. Error	Beta			Lower Bound	Upper Bound
1	(Constant)	,117	,064		1,838	,089	-,021	,255
	REGR factor score 1 for analysis 1	-,182	,066	-,607	-2,757	,016	-,325	-,039
a. Dependent Variable: ILLP								

Источник: составлено автором.

Рисунок Г.5 – Оцененные регрессионные коэффициенты модели  $CBDI = f(I_{LLP})$

Model Summary <sup>b</sup>				
Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,607 <sup>a</sup>	,369	,320	,24734
a. Predictors: (Constant), REGR factor score 1 for analysis 1				
b. Dependent Variable: ILLP				

Источник: составлено автором.

Рисунок Г.6 – Коэффициент детерминации модели  $CBDI = f(I_{LLP})$

**Приложение Д**  
(информационное)

**Распределение ставок процента по категориям кредитного рейтинга в компании  
«LendingClub»**

Таблица Д.1 – Распределение ставок процента по категориям кредитного рейтинга в компании «LendingClub»

В процентах

Категории рейтинга	Подгруппы категории	Базовая ставка	Премия за риск	Ставка процента
<b>A</b>	1	5,05	3,41	8,46
	2	5,05	3,97	9,02
	3	5,05	4,51	9,56
	4	5,05	5,14	10,19
	5	5,05	5,76	10,81
<b>B</b>	1	5,05	8,28	13,33
	2	5,05	8,97	14,02
	3	5,05	9,66	14,71
	4	5,05	10,35	15,40
	5	5,05	11,03	16,08
<b>C</b>	1	5,05	12,25	17,30
	2	5,05	13,19	18,24
	3	5,05	14,07	19,12
	4	5,05	14,90	19,95
	5	5,05	15,69	20,74
<b>D</b>	1	5,05	17,57	22,62
	2	5,05	19,50	24,55
	3	5,05	22,00	27,05
	4	5,05	24,60	29,65
	5	5,05	25,94	30,99
<b>E</b>	1	5,05	23,85	23,90
	2	5,05	23,87	23,92
	3	5,05	23,90	23,95
	4	5,05	23,92	23,97
	5	5,05	23,95	29,00
<b>F</b>	1	5,05	24,30	29,35
	2	5,05	24,64	29,69
	3	5,05	25,12	30,17
	4	5,05	25,60	30,65
	5	5,05	25,70	30,75
<b>G</b>	1	5,05	25,74	30,79
	2	5,05	25,79	30,84
	3	5,05	25,84	30,89
	4	5,05	25,89	30,94
	5	5,05	25,94	30,99

Источник: составлено автором по материалам [116].

**Приложение Е**  
(информационное)

**Расшифровка характеристик заемщиков и займов, отобранные для проведения классификации**

Таблица Е.1 – Расшифровка характеристик заемщиков и займов, отобранные для проведения классификации

Буквенное обозначение	Содержание
1	2
<b>Заемщики</b>	
term	Количество выплат по займу. Значения указаны в месяцах и могут быть 36 или 60
sub_grade	Присвоенный кредитный рейтинг (на уровне подгруппы)
emp_length	Продолжительность работы в годах. Возможные значения от 0 до 10, где 0 означает менее одного года, а 10 означает десять или более лет.
home_ownership	Статус собственности на жилье, предоставленный заемщиком при регистрации или полученный из кредитного отчета (аренда, личная, ипотека, другой статус)
verification_status	Статус подтверждения дохода (не подтвержден, подтвержден)
loan_status	Текущий статус займа (полностью погашенный, дефолт)
pymnt_plan	Указывает, был ли введен в действие план платежей по займу
purpose	Цель займа
initial_list_status	Первоначальный статус займа.
<b>Заём</b>	
fundedAmnt	Общая сумма займа на настоящий момент времени
annual_inc	Информация о годовом доходе, предоставленная заемщиком при регистрации
dti	Коэффициент долговой нагрузки
delinq_2yrs	Количество просроченных платежей более 30 дней в кредитном файле заемщика за последние 2 года
inq_last_6mths	Количество запросов на предоставление займа за последние 6 месяцев (без учета авто и ипотеки)
pub_rec	Количество негативных публичных записей
revol_bal	Совокупный возобновляемый баланс по кредитным картам (часть расходов по кредитной карте, которая остается невыплаченной в конце платежного цикла)
revol_util	Коэффициент использования возобновляемой кредитной линии или сумма займа, используемого заемщиком, по отношению ко всем доступным возобновляемым кредитам

Продолжение таблицы Е.1

1	2
total_acc	Общее количество кредитных линий, находящихся на данный момент в кредитной истории заемщика
sec_app_collections_12_mths_ex_med	Количество сборов, уплаченных за последние 12 месяцев, исключая медицинские сборы на момент подачи заявки на второго заявителя
acc_now_delinq	Количество счетов, по которым имелась просрочка.
tot_coll_amt	Общая сумма погашенных займов
acc_open_past_24mths	Количество сделок, открытых за последние 24 месяца
avg_cur_bal	Среднее значение балансов по всем текущим счетам
bc_open_to_buy	Всего открытых возобновляемых кредитных линий
chargeoff_within_12_mths	Количество списаний за 12 месяцев
delinq_amnt	Сумма просроченной задолженности по счетам, по которым заемщик на настоящий момент времени имеется просрочка
mo_sin_old_il_acct	Количество месяцев с момента предоставления первого займа
mo_sin_old_rev_tl_op	Количество месяцев с момента открытия первого возобновляемого кредитного счета
mo_sin_rcnt_rev_tl_op	Количество месяцев с момента открытия последнего возобновляемого кредитного счета
mo_sin_rcnt_tl	Количество месяцев с момента открытия последнего счета
mort_acc	Количество счетов, открытых по ипотеке
mths_since_recent_bc	Количество месяцев с момента открытия последнего счета по банковской карте
mths_since_recent_inq	Количество месяцев с момента последнего запроса на предоставление займа
num_accts_ever_120_pd	Количество счетов с просрочкой 120 и более дней
num_actv_bc_tl	Количество текущих активных банковских карт
num_bc_tl	Количество открытых карточек
num_il_tl	Количество счетов в рассрочку
num_tl_90g_dpd_24m	Количество счетов с просрочкой платежа на 90 или более дней за последние 24 месяца
num_tl_op_past_12m	Количество счетов, открытых за последние 12 месяцев
pct_tl_nvr_dlq	Процент сделок, по которым не было просрочки
percent_bc_gt_75	Процент всех счетов банковских карт > 75% от лимита
pub_rec_bankruptcies	Количество публично зарегистрированных банкротств
tax_liens	Количество налоговых залогов
total_il_high_credit_limit	Совокупный платеж в рамках наибольшей суммы, предоставленной в заём / кредитного лимита

Источник: составлено автором по материалам [116].



**Приложение Ж**  
(информационное)

**Результаты построения логистической регрессии**

Вариант 1 (традиционные данные)

```
LOGISTIC REGRESSION VARIABLES loan_status
  /METHOD=FSTEP(WALD) av_fico av_last_fico
  /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).
```

**Logistic Regression**

<b>Case Processing Summary</b>			
Unweighted Cases <sup>a</sup>		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	32711	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	32711	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		32711	100,0
a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.			

<b>Dependent Variable Encoding</b>	
Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Источник: составлено автором по материалам [116].

Рисунок Ж.1 – Исходные показатели для построения логистической регрессии по первому варианту

Variables in the Equation							
		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	1,768	,016	12734,965	1	,000	5,861

Variables not in the Equation					
			Score	df	Sig.
Step 0	Variables	av_fico	591,850	1	,000
		av_last_fico	8477,426	1	,000
	Overall Statistics		8524,597	2	,000

### Block 1: Method = Forward Stepwise (Wald)

Omnibus Tests of Model Coefficients				
		Chi-square	df	Sig.
Step 1	Step	7818,611	1	,000
	Block	7818,611	1	,000
	Model	7818,611	1	,000

Model Summary			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	19350,213 <sup>a</sup>	,213	,377

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.

Classification Table <sup>a</sup>					
		Predicted			
		loan_status_		Percentage Correct	
Observed		,0	1,0		
Step 1	loan_status_	,0	1430	3338	30,0
		1,0	826	27117	97,0
	Overall Percentage				

a. The cut value is ,500

Источник: составлено автором по материалам [116].

Рисунок Ж.2 – Результаты построения логистической регрессии по первому варианту

## Вариант 2 (альтернативные данные)

```
LOGISTIC REGRESSION VARIABLES loan_status
  /METHOD=FSSTEP(WALD) funded_amnt term_1 term_2 grade_2 grade_3 grade_4
grade_5 grade_6 grade_7 sub_grade_1 sub_grade_2 sub_grade_3 sub_grade_4
sub_grade_5 sub_grade_6 sub_grade_7 sub_grade_8 sub_grade_12 sub_grade_13
sub_grade_14 sub_grade_15 sub_grade_16 sub_grade_17 sub_grade_18 sub_grade_19
sub_grade_20 sub_grade_21 sub_grade_22 sub_grade_23 sub_grade_24 sub_grade_25
sub_grade_26 sub_grade_27 sub_grade_28 sub_grade_29 sub_grade_30 sub_grade_31
sub_grade_32 sub_grade_33 sub_grade_35 emp_length_3
emp_length_4 emp_length_6 emp_length_11 emp_length_12 home_ownership_1
home_ownership_2 annual_inc funded_amnt_to_ann_income verification_status_1
verification_status_3 purpose_1 purpose_2 purpose_3 purpose_5 purpose_7
purpose_8 purpose_10 purpose_12 purpose_14 dti delinq_2yrs inq_last_6mths
open_acc pub_rec revol_bal_to_ann_income revol_util total_acc
  /CRITERIA=PIN(.05) POUT(.10) ITERATE(20) CUT(.5).
```

### Logistic Regression

Case Processing Summary			
Unweighted Cases <sup>a</sup>		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	32711	100,0
	Missing Cases	0	,0
	Total	32711	100,0
Unselected Cases		0	,0
Total		32711	100,0
a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.			

Dependent Variable Encoding	
Original Value	Internal Value
,0	0
1,0	1

Источник: составлено автором по материалам [116].  
 Рисунок Ж.3 – Исходные переменные для построения логистической регрессии по второму варианту

Variables in the Equation							
		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 0	Constant	1,768	,016	12734,965	1	,000	5,861

Variables not in the Equation <sup>a</sup>							
		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 26 <sup>z</sup>	funded_amnt	,142	,033	18,375	1	,000	1,152
	term_1	,629	,040	247,737	1	,000	1,876
	grade_2	-,483	,061	63,093	1	,000	,617
	grade_3	-,721	,064	125,197	1	,000	,486
	grade_4	-,942	,070	183,146	1	,000	,390
	grade_5	-1,049	,081	168,766	1	,000	,350
	grade_6	-1,178	,104	127,394	1	,000	,308
	grade_7	-1,303	,150	75,059	1	,000	,272
	sub_grade_1	,797	,199	16,108	1	,000	2,219
	sub_grade_6	,246	,097	6,449	1	,011	1,278
	sub_grade_30	-,794	,220	13,043	1	,000	,452
	emp_length_3	-,141	,040	12,518	1	,000	,869
	emp_length_12	-,585	,082	50,514	1	,000	,557
	home_ownership_1	,099	,036	7,508	1	,006	1,104
	annual_inc	,206	,047	19,364	1	,000	1,228
	funded_amnt_to_ann_income	-,159	,030	28,495	1	,000	,853
	purpose_1	,314	,098	10,269	1	,001	1,368
	purpose_2	,278	,055	25,315	1	,000	1,321
	purpose_7	,207	,082	6,335	1	,012	1,230
	purpose_10	-,214	,055	14,988	1	,000	,808
	purpose_12	-,780	,068	131,501	1	,000	,458
	purpose_14	,337	,126	7,160	1	,007	1,401
	inq_last_6mths	-,141	,016	77,695	1	,000	,869
	pub_rec	-,076	,014	28,611	1	,000	,927
	revol_bal_to_ann_income	-,067	,018	13,896	1	,000	,935
	revol_util	-,126	,021	36,431	1	,000	,882
	Constant	2,044	,069	887,304	1	,000	7,718

Источник: составлено автором по материалам [116].

Рисунок Ж.4 – Статистические результаты по оценке переменных, включенных в логистическую регрессию, по второму варианту

**Block 1: Method = Forward Stepwise (Wald)**

Omnibus Tests of Model Coefficients				
		Chi-square	df	Sig.
Step 26	Step	6,593	1	,010
	Block	2368,403	26	,000
	Model	2368,403	26	,000

Model Summary			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
26	24800,421 <sup>b</sup>	,070	,124
a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.			

Classification Table <sup>a</sup>					
	Observed	Predicted			
		loan_status_		Percentage Correct	
		,0	1,0		
Step 26	loan_status_	,0	91	4677	1,9
		1,0	99	27844	99,6
Overall Percentage					85,4
a. The cut value is ,500					

Источник: составлено автором по материалам [116].

Рисунок Ж.5 – Статистические результаты по оценке качества классификации заемщиков в соответствии со вторым вариантом

## Вариант 3 (традиционные и альтернативные данные)

Variables in the Equation							
		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 14 <sup>n</sup>	av_fico	,069	,023	9,190	1	,002	1,071
	av_last_fico	1,716	,027	3899,698	1	,000	5,565
	funded_amnt	-,112	,034	10,948	1	,001	,894
	term_1	,906	,042	463,634	1	,000	2,474
	sub_grade_30	-,528	,248	4,528	1	,033	,590
	emp_length_3	-,102	,046	4,864	1	,027	,903
	emp_length_12	-,692	,097	50,986	1	,000	,500
	annual_inc	,099	,044	5,056	1	,025	1,104
	funded_amnt_to_ann_income	-,153	,032	23,368	1	,000	,858
	purpose_10	-,152	,065	5,516	1	,019	,859
	purpose_12	-,748	,080	87,978	1	,000	,474
	inq_last_6mths	-,119	,018	41,844	1	,000	,887
	pub_rec	-,038	,017	4,961	1	,026	,963
	revol_bal_to_ann_income	-,128	,019	46,574	1	,000	,880
	Constant	1,989	,038	2774,005	1	,000	7,311

## Block 1: Method = Forward Stepwise (Wald)

Model Summary			
Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
26	18078,918 <sup>a</sup>	,243	,430
a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than ,001.			

Classification Table <sup>a</sup>					
	Observed		Predicted		
			loan_status_		Percentage Correct
			,0	1,0	
Step 26	loan_status_	,0	1758	3010	36,9
		1,0	762	27181	97,3
Overall Percentage					88,5
a. The cut value is ,500					

Источник: составлено автором по материалам [116].

Рисунок Ж.6 – Результаты построения логистической регрессии по третьему варианту

**Приложение И**  
(информационное)

**Виды используемых переменных (факторов) в моделях расчета индивидуального  
кредитного рейтинга гражданина в АО «НБКИ»**

Таблица И.1 – Факторы, учитываемые в моделях расчета индивидуального кредитного рейтинга в АО «НБКИ»

В процентах

Переменная	Удельный вес
Тип кредитного продукта	16
История отказов по заявкам	19
Текущая просроченная задолженность	27
Динамика наличия просрочки 120+	24
Количество запросов в БКИ	7
Утилизация открытых кредитов	7
Примечания 1 Удельный вес рассчитан, как отношение веса переменной к сумме весов всех переменных в модели PD. 2 Утилизация открытых кредитов является отношением текущей задолженности по револьверному кредиту к кредитному лимиту.	

Источник: составлено автором по материалам [130].

Таблица И.2 – Порядок расчета баллов по переменной «Количество запросов в НБКИ»

Описание	Балл
За последний месяц количество чужих запросов $\geq 10$	1
За последний месяц количество чужих запросов $> 6$	5
За последний месяц количество чужих запросов равно 4	6
За последний месяц количество чужих запросов $> 2$ (или равно 2 и количество запросов за неделю $> 0$ )	8
За последний месяц количество чужих запросов равно 2 и количество запросов за неделю равно 0	10
За последний месяц количество чужих запросов равно 1	10
Нет запросов	13
Иначе	12

Источник: составлено автором по материалам [130].

**Приложение К**  
(информационное)

**Фрагмент Единого справочника видов целей запроса**

Таблица К.1 – Фрагмент Единого справочника видов целей запроса

Код	Наименование
1	2
Заключение договора с потребителем	
1	Потребительский заем (кредит) на приобретение автомобиля
2	Потребительский микрозаем
3	Потребительский заем (кредит) нецелевой
4	Потребительский заем (кредит) с расходным лимитом (кредитная линия, овердрафт)
5	Иной потребительский заем (кредит)
6	Поручительство потребителя
7	Потребительская ипотека
8	Иной залог с потребителем
9	Иной потребительский договор
Совершение сделки, за исключением договора с потребителем	
10	Заем (кредит) на развитие бизнеса
11	Заем (кредит) на пополнение оборотных средств
12	Заем (кредит) на покупку оборудования
13	Заем (кредит) на строительство
14	Заем (кредит) на приобретение ценных бумаг
15	Иной заем (кредит)
16	Лизинг
17	Независимая гарантия
18	Поручительство
19	Страхование
20	Ипотека
21	Иной залог
22	Иной договор
Иные цели	
23	Кредитный мониторинг заемщика (в рамках действующего договора)
24	Прием на работу
25	Маркетинговые исследования
26	Научные исследования
27	Контроль данных

Источник: составлено автором по материалам [6].