

Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего профессионального образования
Удмуртский государственный университет

На правах рукописи

Банных Александра Андреевна

СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ РИСКАМИ
РОЗНИЧНОГО КРЕДИТОВАНИЯ КОММЕРЧЕСКОГО БАНКА НА ОСНОВЕ
МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

08.00.13 — Математические и инструментальные методы экономики

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание учёной степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель:
д. ф.-м. н., профессор
Лётчиков Андрей Владимирович

Ижевск 2015

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
ГЛАВА 1. Модель оценки кредитного риска по розничному кредитному портфелю	13
1.1. Понятие кредитного риска	13
1.2. Основные составляющие модели оценки кредитного риска по кредитному портфелю	14
1.3. Классификация моделей оценки кредитного риска по кредитному портфелю	20
1.4. Описание модели оценки риска по розничному кредитному портфелю	29
Выводы к главе 1	39
ГЛАВА 2. Моделирование оценки кредитного риска по заемщику	41
2.1. Анализ предложений разработчиков рейтинговых моделей.....	44
2.2. Принципы построения модели логистической регрессии	54
2.3. Оценка качества модели логистической регрессии.....	64
2.4. Предварительный анализ независимых переменных.....	71
2.5. Обзор существующих методик совмещения нескольких рейтинговых моделей	75
2.6. Модель расчета банковской рискованной маржи для портфеля розничных кредитов	79
Выводы к главе 2	84
ГЛАВА 3. Система управления рисками розничного кредитования на примере регионального коммерческого банка	86

3.1. Описание модели рейтинговой оценки заемщика	86
3.2. Включение в рейтинговую модель данных о кредитной истории заемщика	95
3.3. Система поддержки принятия решений по кредитным заявкам клиентов - физических лиц	100
3.4. Проверка гипотезы о нормальности распределения убытков по розничному кредитному портфелю	109
3.5. Расчет относительной рискованной надбавки	110
3.6. Расчет величины резерва и экономического капитала.....	111
3.7. Экономический эффект от внедрения разработанных моделей ..	112
Выводы к главе 3	114
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	116
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ	118
Приложение А Акт о внедрении результатов диссертационной работы	131

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования

В соответствии с Базельским соглашением о капитале, известным как Базель II, для оценки заемщиков при кредитовании рекомендуется использовать подход, основанный на внутренних кредитных рейтингах. Данный подход предполагает построение рейтинговой системы, включающей в себя индивидуальную оценку кредитного риска заемщиков и распределение их по разрядам рейтинговой шкалы данной системы, а также количественную оценку риска дефолта и фактически понесенных потерь. Поскольку в настоящее время Центральный банк Российской Федерации активно внедряет стандарты Базельского соглашения в российской банковской системе, проблема теоретической разработки математических моделей для рейтинговых систем оценки кредитного риска является актуальной.

В современных условиях высокой конкуренции на рынке потребительского кредитования для успешной работы кредитных организаций является важным внедрение эффективных систем поддержки принятия решений по кредитным заявкам. Такая система поддержки принятия решений должна способствовать достижению поставленных бизнес-целей, таких как увеличение прибыли, увеличение объема кредитного портфеля, снижение убытков. В связи с этим приобретает актуальность построение математических моделей системы розничного кредитования.

Одним из методов управления кредитным риском является оценка банковской рискованной маржи. Рисковая маржа — это одна из составляющих стоимости кредита, покрывающая возможные убытки невозврата займа по кредитному портфелю. Занижение значения рискованной маржи приводит к необоснованным потерям и убыточности реализуемых продуктов, а завышенная рискованная маржа понижает конкурентоспособность банка и ведет к упущенным выгодам.

Для оценки совокупного риска кредитного портфеля существует целый ряд моделей, разработанных зарубежными финансовыми институтами и получивших широкое признание в мире. Наиболее известными являются следующие: CreditMetrics, CreditRisk+, Moody's KMV Portfolio Manager и Credit Portfolio View. Однако данные модели затруднительно применять в целях оценки риска розничного кредитного портфеля, потому что они ориентированы на портфель корпоративных кредитов.

Таким образом, все вышесказанное определяет проблему разработок по совершенствованию системы управления рисками розничного кредитования коммерческого банка на основе математического моделирования, решение которой имеет большое значение для российского банковского сектора. Практическая значимость и недостаточная теоретическая проработанность данной проблемы обусловили актуальность темы диссертационного исследования.

Степень разработанности проблемы

Математические модели оценки кредитного риска, анализ эффективности их применения рассматриваются в работах таких исследователей как Balzarotti V., Bohn J., Castro Ch., Gupton G. M., Kealhofer St., Kupiec P., Lamy M.-F., Mendoza J.-C., Patel K., Pereira R., Philosophov L., Phykhtin M., Powell A., Stein R. M., Stephanou C., Wehrspohn U., Zhu S., Алескеров Ф. Т., Андриевская И. К., Васичек О., Головань С. В., Карминский А. М., Пеникас Г. И., Пересецкий А. А., Солодков В. М., Фантацини Д. и др.

Большое внимание уделяется кредитному скорингу как подходу к оценке кредитного риска. Эта тема освещается в работах следующих авторов: Anderson R., Capon N., Hoadley B., Oliver R. M., Siddiqi N., Wells E., Альтман Э., Ивлиев С. В., Мэйз Э., Петров Д. А., Помазанов М. В. и др.

Проблемам экономико-математического моделирования посвящены работы ученых: Афанасьева В. Н., Бобонца К. Ю., Воронцова К. В., Дубровой Т. А., Есенина М. А., Крамера Г., Лобанова А. А., Никонова О. И., Первадчука В. П., Семёнычева В. К., Симонова П. М., Чугунова А. В. и др.

В мировой практике главным документом в области регулирования банковских рисков является Базельское соглашение о капитале и дополнения к нему. В России данная сфера регулируется документами Центрального банка Российской Федерации.

Передовая практика в области решения задач оценки кредитного риска и управления им рассматривается в информационных документах крупнейших банков, таких как J. P. Morgan, а также в публикациях ведущих консалтинговых компаний: Moody's Analytics, McKinsey & Co и других.

Как уже было замечено, большинство современных российских исследований в области управления кредитным риском сосредоточено на изучении проблем оценки заемщиков — юридических лиц, при этом практические и теоретические аспекты управления розничным кредитованием затрагиваются редко. Вопросы разработки систем поддержки принятия решений в розничном кредитовании в научных исследованиях практически не освещаются. Тема ценообразования кредитных продуктов на основе риска разработана очень слабо. Проблема расчета банковской маржи с учетом возможного превышения фактического убытка над ожидаемым в научных трудах ранее не поднималась.

Целью исследования является развитие теоретических основ оценки и управления риском розничного кредитного портфеля коммерческого банка на основе экономико-математического моделирования для повышения качества управленческих решений.

Для достижения поставленной цели требуется решить следующие задачи:

1. Построить экономико-математическую модель расчета банковской рискованной маржи с учетом возможных превышений убытков по розничному кредитному портфелю над их средним значением в случае однородного и неоднородного по риску портфеля.

2. Разработать многофакторную экономико-математическую модель формирования резервов под ожидаемые потери и оценить непредвиденные потери для розничного кредитного портфеля коммерческого банка.

3. Построить математическую модель рейтинговой оценки заемщика путем включения в нее данных из внешнего источника информации.

4. Разработать систему поддержки принятия решений по кредитным заявкам клиентов — физических лиц, основанную на комплексной оценке прибыли, убытков и объема розничного кредитного портфеля.

Объектом исследования является коммерческий банк Российской Федерации.

Предметом исследования является процесс управления кредитным риском розничного кредитного портфеля коммерческого банка.

Область исследования соответствует паспорту научной специальности ВАК РФ 08.00.13 «Математические и инструментальные методы экономики» по следующим пунктам:

1.1. Разработка и развитие математического аппарата анализа экономических систем: математической экономики, эконометрики, прикладной статистики, теории игр, оптимизации, теории принятия решений, дискретной математики и других методов, используемых в экономико-математическом моделировании.

1.4. Разработка и исследование моделей и математических методов анализа микроэкономических процессов и систем: отраслей народного хозяйства, фирм и предприятий, домашних хозяйств, рынков, механизмов формирования спроса и потребления, способов количественной оценки предпринимательских рисков и обоснования инвестиционных решений.

1.6. Математический анализ и моделирование процессов в финансовом секторе экономики, развитие метода финансовой математики и актуарных расчетов.

2.3. Разработка систем поддержки принятия решений для рационализации организационных структур и оптимизации управления экономикой на всех уровнях.

Теоретической и методологической основой диссертационного исследования являются труды отечественных и зарубежных ученых в области управления рисками, банковского дела, экономико-математического моделирования, микроэкономики, теории вероятностей и математической

статистики. Для обработки информации и получения количественных результатов использовались методы теории вероятностей и математической статистики, эконометрического моделирования, теории риска, стохастического программирования, статистической обработки данных, финансового анализа.

Информационная база исследования представлена положениями, письмами, инструкциями ЦБ РФ, документами Базельского комитета по банковскому надзору, материалами, опубликованными в российской и зарубежной печати, исследованиями кредитного рынка, проводимыми бюро кредитных историй, методической, научной, учебной и справочной литературой, статистическими данными ЦБ РФ, базой данных о кредитных заявках ПАО «БыстроБанк».

Научная новизна. В процессе исследования лично автором получены следующие результаты, определяющие научную новизну и являющиеся предметом защиты:

1. Методами стохастического программирования построена экономико-математическая модель расчета банковской рискованной маржи с учетом возможных превышений убытков по розничному кредитному портфелю над их средним значением в случае однородного и неоднородного по риску портфеля, позволяющая в отличие от существующих аналогов управлять не только ожидаемыми, но и непредвиденными финансовыми потерями (п. 1.1. Разработка и развитие математического аппарата анализа экономических систем: математической экономики, эконометрики, прикладной статистики, теории игр, оптимизации, теории принятия решений, дискретной математики и других методов, используемых в экономико-математическом моделировании. Глава 2, параграф 2.6, стр. 79-84).

2. Разработана авторская многофакторная экономико-математическая модель расчета банковского резерва по розничному кредитному портфелю, позволяющая более точно оценить объем необходимого резерва за счет учета таких факторов, как сумма кредита, срок жизни кредита, длительность просрочки. Построенная модель дает возможность рассчитать экономический капитал,

предназначенный для покрытия непредвиденных потерь по розничному кредитному портфелю (п. 1.6. Математический анализ и моделирование процессов в финансовом секторе экономики, развитие метода финансовой математики и актуарных расчетов. Глава 1, параграф 1.4, стр. 29-39).

3. Построена оригинальная математическая модель рейтинговой оценки заемщика: получен алгоритм включения в рейтинговую оценку данных из внешнего источника информации о клиенте на примере скоринга бюро кредитных историй (п. 1.4. Разработка и исследование моделей и математических методов анализа микроэкономических процессов и систем: отраслей народного хозяйства, фирм и предприятий, домашних хозяйств, рынков, механизмов формирования спроса и потребления, способов количественной оценки предпринимательских рисков и обоснования инвестиционных решений. Глава 3, параграф 3.2, стр. 95-100).

4. Разработана система поддержки принятия решений по кредитным заявкам клиентов — физических лиц, которая основана на комплексной оценке прибыли, убытков и объема розничного кредитного портфеля коммерческого банка (2.3. Разработка систем поддержки принятия решений для рационализации организационных структур и оптимизации управления экономикой на всех уровнях. Глава 3, параграф 3.3, стр. 100-109).

Достоверность и обоснованность полученных в ходе диссертационного исследования результатов и выводов подтверждена корректным теоретическим обоснованием приведенных утверждений. Все результаты подтверждены исследованиями, проведенными с использованием реальных данных о кредитных заявках ПАО «БыстроБанк».

Апробация результатов исследования. Результаты диссертационной работы были представлены на международном научно-практическом семинаре К(П)ФУ «Достижения и перспективы эконометрических исследований в России» (Казань, 2013 г.), международной научно-практической конференции студентов и аспирантов ВШЭ «Статистические методы анализа экономики и общества» (Москва, 2014 г.), международной заочной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых ПГНИУ «Молодые ученые о

современном финансовом рынке РФ» (Пермь, 2014 г.), международной заочной научно-практической конференции МГТУ «Приложение математики в экономических и технических исследованиях» (Магнитогорск, 2014 г.), Всероссийской заочной научно-практической конференции «Математические методы и интеллектуальные системы в экономике и образовании» (Ижевск, 2013 г., 2014 г.).

Теоретическая значимость диссертации обусловлена ее новизной и заключается в развитии экономико-математических методов оценки и управления рисками, в развитии методов применения математического аппарата для повышения обоснованности управленческих решений по розничному кредитованию в коммерческом банке.

Практическая значимость исследования определяется возможностью использования разработанных моделей при оценке и управлении рисками розничного кредитного портфеля коммерческого банка.

Теоретические и практические выводы, полученные в ходе исследования, могут быть использованы при реализации образовательных программ бакалавриата и магистратуры по направлениям «Экономика», «Бизнес-информатика», «Финансы и кредит» в дисциплинах «Эконометрическое моделирование», «Математические методы риск-менеджмента», «Управление банковскими рисками». Результаты диссертационного исследования включены в магистерскую программу «Финансовый риск-менеджмент» по направлению «Экономика», реализуемую на кафедре математических методов в экономике ФГБОУ ВПО «Удмуртский государственный университет».

Результаты диссертационного исследования внедрены в ПАО «БыстроБанк». Применяя разработанные в диссертационной работе экономико-математические модели, банк увеличил объем кредитного портфеля и сократил долю просроченной задолженности в кредитном портфеле, что подтверждено Актом о внедрении результатов диссертационной работы.

Публикации. По теме диссертационного исследования опубликовано 12 работ объемом 4,8 п. л.

Структура и объем работы. Диссертация содержит введение, 3 главы и заключение, изложенные на 117 с. машинописного текста. В работу включены 13 рисунков, 27 таблиц, 1 приложение и список литературы из 136 наименований.

Введение содержит обоснование актуальности темы, формулировку целей работы, основные положения, выносимые на защиту, и определяет содержание и методы выполнения работы.

В первой главе проанализированы основные составляющие кредитного риска, классифицированы модели оценки кредитного риска портфеля. Проведен сравнительный анализ наиболее известных моделей оценки кредитного риска. Методами стохастического программирования разработана методика расчета банковского резерва на покрытие ожидаемых потерь по портфелю потребительских кредитов в течение года, а также методика расчета экономического капитала, необходимого для покрытия непредвиденных потерь по портфелю потребительских кредитов с заданной вероятностью.

Во второй главе рассмотрены вопросы разработки рейтинговой модели оценки заемщика. Проведен сравнительный анализ статистических методов, используемых для разработки рейтинговых моделей. Описана методология построения рейтинговой модели на основе логистической регрессии. Исследованы методы оценки качества рейтинговой модели. Разработан новый метод расчета показателя AUC, оценивающего качество рейтинговой модели оценки заемщика, позволяющий сравнивать рейтинговые модели по способности выявлять наиболее дисциплинированных и доходных заемщиков. Описаны существующие методики совмещения рейтинговых моделей оценки заемщика. Разработана модель расчета банковской рискованной маржи в случае однородного и неоднородного по риску портфеля розничных кредитов.

В третьей главе на основе данных, предоставленных ПАО «БыстроБанк», получены оценки параметров логистической регрессии, которая используется для прогнозирования вероятности дефолта заемщика в момент принятия решения по кредитной заявке. Проведено сравнение различных методик включения данных о кредитной истории в рейтинговую модель, основанную на социальных

параметрах заемщика. Разработана система поддержки принятия решений в процессе розничного кредитования, основанная на комплексной оценке прибыли, убытков и объема розничного кредитного портфеля. Получены результаты расчетов рискованной маржи в случае однородного и неоднородного по риску портфеля розничных кредитов.

Заключение содержит описание результатов исследований.

ГЛАВА 1. МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ КРЕДИТНОГО РИСКА ПО РОЗНИЧНОМУ КРЕДИТНОМУ ПОРТФЕЛЮ

В 1997 г. Базельский комитет по банковскому надзору в своем документе «Основополагающие принципы эффективного банковского надзора» назвал кредитный риск основным видом финансового риска, с которым сталкиваются финансовые институты в своей деятельности [87]. Этот факт отражает корпоративные банкротства, ставшие результатом кредитного риска, которые происходили по всему миру в 1980–1990-х гг. Основными их причинами были такие факторы, как низкое качество активов, несвоевременное выявление проблемных кредитов и недостаточность созданных под них резервов, слабость кредитного контроля. Процесс глобализации мирового хозяйства также оказал воздействие на возрастание кредитных рисков.

Рост интереса к управлению кредитным риском обусловлен также следующими факторами:

- а) увеличение объемов заемного и, в частности, банковского финансирования;
- б) появление рынка высокодоходных облигаций с низким кредитным рейтингом;
- в) тенденция к снижению рентабельности банков;
- г) случаи значительных потерь по ссудам и займам, получившие широкую известность.

В связи с возросшим масштабом кредитных рисков возникла необходимость в совершенствовании существующих и внедрении новых методик оценки и управления ими.

1.1. Понятие кредитного риска

Кредитный риск — риск возникновения у кредитной организации убытков вследствие неисполнения, несвоевременного либо неполного исполнения

должником финансовых обязательств перед кредитной организацией в соответствии с условиями договора.

Худшим проявлением кредитного риска является дефолт — неисполнение заемщиком (в силу неспособности или нежелания) условий кредитного соглашения. Поэтому к категории кредитного риска относятся в первую очередь потери, связанные с дефолтом заемщика.

В процессе своего развития методы и инструменты управления кредитными рисками претерпели существенные изменения. Первоначально оценка кредитного риска сводилась к определению номинальной стоимости ссуды. В дальнейшем были разработаны способы определения стоимости кредитного продукта с учетом риска, широкое распространение получили системы рейтинговой оценки кредитоспособности заемщиков. Современный этап развития кредитного риск-менеджмента характеризуется внедрением внутренних банковских моделей количественной оценки рисков портфелей ссуд, таким образом, банки стремятся применять портфельный подход к управлению кредитным риском.

Процесс управления кредитными рисками включает в себя качественную и количественную оценку. Качественная оценка заключается в определении кредитоспособности заемщика. Современным методом количественной оценки кредитного риска является метод value at risk (*VaR*). Применение данного подхода к оценке риска на уровне портфеля ссуд предполагает оценку подверженности риску и уровня безвозвратных потерь в случае дефолта.

1.2. Основные составляющие модели оценки кредитного риска по кредитному портфелю

Риск дефолта можно рассматривать как функцию от следующих параметров:

а) Вероятность наступления дефолта (probability of default — *PD*). Прогноз вероятности дефолта представляет собой основную задачу при моделировании кредитного риска.

б) Подверженность кредитному риску (credit exposure — CE ; exposure at default — EAD), представляющая собой экономическую оценку стоимости активов, подверженных риску, в момент наступления дефолта.

в) Потери в случае дефолта (loss given default — LGD), отражающие уровень безвозвратных потерь с учетом их частичного возмещения, например, путем реализации залога. Если уровень возмещения равен 20% от общей суммы кредита, то потери в случае дефолта составят 80% от величины подверженности кредитному риску. Уровень возмещения потерь может существенно различаться по видам кредитных продуктов.

Кредитный риск выражается величиной кредитных потерь (credit loss — CL), которые можно оценить с помощью трех составляющих кредитного риска, перечисленных выше. Потери вследствие кредитного риска для одной ссуды можно представить как произведение перечисленных параметров [70]:

$$CL = I \cdot CE \cdot LGD = I \cdot CE \cdot (1 - R), \quad (1.1)$$

где I — случайная переменная, принимающая значение 1 в случае наступления дефолта с вероятностью PD и 0 — в противном случае;

CE — подверженность кредитному риску в момент объявления дефолта;

R — уровень возмещения потерь;

$LGD = (1 - R)$ — уровень безвозвратных потерь в случае дефолта.

В общем случае все переменные, входящие в формулу (1.1), можно рассматривать как случайные величины. Предположим, что их совместное распределение описывается плотностями $f(1, CE, LGD)$ и $f(0, CE, LGD)$ функций условных вероятностей при условии $I = 1$ и $I = 0$ соответственно. Тогда математическое ожидание случайной величины CL , называемое ожидаемыми потерями вследствие кредитного риска (expected credit loss — ECL), определяется по формуле полной вероятности:

$$E(CL) = ECL = P\{I = 1\} \cdot E(CL|I = 1) + P\{I = 0\} \cdot E(CL|I = 0).$$

Следовательно,

$$E(CL) = ECL = P\{I = 1\} \cdot \int \int 1 \cdot CE \cdot LGD \cdot f(1, CE, LGD) dCE dLGD. \quad (1.2)$$

Если параметры кредитного риска являются независимыми, то совместную плотность распределения вероятностей можно представить в виде произведения плотностей этих величин, а выражение (1.2) сводится к виду [70]:

$$E(CL) = ECL = PD \cdot \int CE \cdot \varphi(CE) dCE \int LGD \cdot \xi(LGD) dLGD, \quad (1.3)$$

где $\varphi(CE)$, $\xi(LGD)$ — функции плотности распределения вероятностей соответствующих случайных величин.

Отсюда следует, что ожидаемые потери можно оценить как произведение вероятности дефолта на среднюю подверженность кредитному риску и средний уровень безвозвратных потерь в случае дефолта:

$$ECL = PD \cdot E(CE) \cdot E(LGD). \quad (1.4)$$

Переходя от одного кредита к портфелю ссуд, подверженных кредитному риску, необходимо произвести агрегирование как ожидаемых потерь, так и их волатильности по всем заемщикам.

Для портфеля из N заемщиков потери вследствие кредитного риска можно определить по аналогии с выражением (1.1) следующим образом:

$$CL = \sum_{i=1}^N I_i \cdot CE_i \cdot LGD_i, \quad (1.5)$$

где CE_i — суммарная подверженность риску дефолта по договорам с i -м заемщиком.

Все параметры кредитного риска в выражении (1.5) будут являться случайными величинами.

Заметим, что чистую подверженность кредитному риску по портфелю, отражающую максимальные потери в случае дефолта одновременно всех заемщиков без учета возмещения, можно определить путем суммирования по заемщикам:

$$CE = \sum_{i=1}^N CE_i. \quad (1.6)$$

В простейшем случае можно рассматривать как случайную величину лишь переменную I , тогда ожидаемые потери по портфелю будут зависеть только от вероятностей дефолта [70]:

$$ECL = \sum_{i=1}^N PD_i \cdot CE_i \cdot LGD_i. \quad (1.7)$$

Однако разброс потерь по портфелю будет зависеть от корреляций между случаями дефолта по составляющим портфель контрагентам. Используя свойства

биномиального распределения, можно показать, что для случая двух контрагентов вероятность одновременного объявления ими дефолта будет равна

$$P(AB) = P(A)P(B) + \rho_{AB}\sqrt{P(A)(1 - P(A))}\sqrt{P(B)(1 - P(B))}, \quad (1.8)$$

где ρ_{AB} — коэффициент корреляции между дефолтами заемщиков A и B .

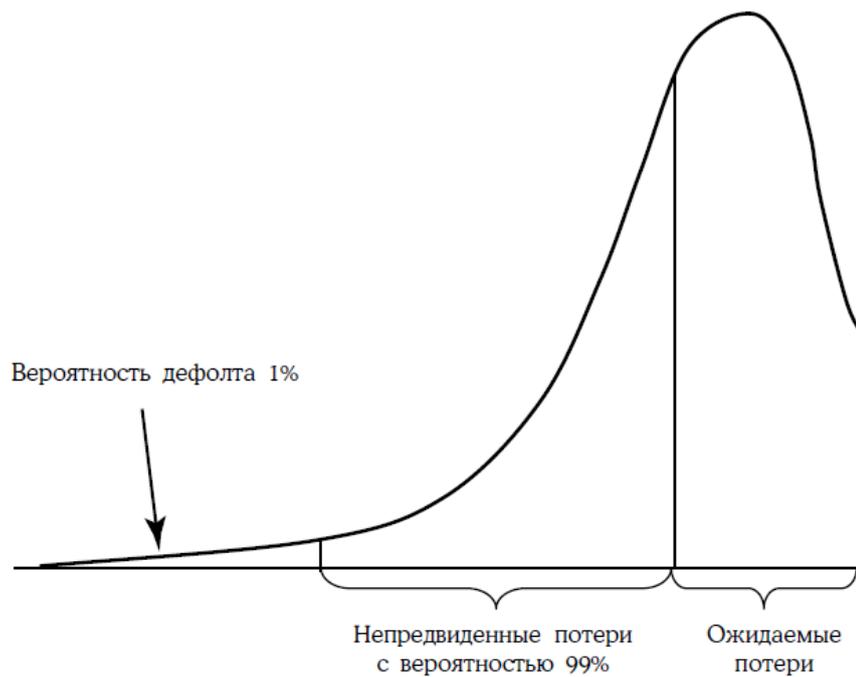
Из (1.8) следует, что

$$\rho_{AB} = \frac{P(AB) - P(A)P(B)}{\sqrt{P(A)(1 - P(A))}\sqrt{P(B)(1 - P(B))}}$$

Допущение о независимости этих событий (т. е. о равенстве нулю корреляции между ними) существенно упрощает анализ, сводя выражение (1.8) просто к произведению вероятностей дефолта.

Распределение вероятностей потерь по портфелю может быть смоделировано с помощью метода Монте-Карло. Типичный вид распределения прибылей и убытков вследствие кредитного риска, полученный с помощью метода Монте-Карло, показан на рис. 1.1 [70].

Распределение прибылей и убытков вследствие кредитного риска имеет сильную левостороннюю асимметрию, т. е. смещено в область убытков. Такой вид распределения можно объяснить тем, что незапланированные прибыли по кредитным операциям появляются очень редко, в то время как потери в наихудшем случае могут превысить номинальную стоимость ссудного портфеля. Это связано с тем, что отданные в кредит средства являются привлеченными, их невозврат грозит неплатежеспособностью самому кредитору, что может привести к дополнительным потерям в виде штрафов и неустоек, превышающим основную сумму задолженности.



Источник: Энциклопедия финансового риск-менеджмента / Под ред. канд. экон. наук А. А. Лобанова и А. В. Чугунова. — 4-е изд., испр. и доп. — М.: Альпина Бизнес Букс, 2009, с.431

Рисунок 1.1 — Распределение вероятностей убытков по кредитному портфелю

Ожидаемые потери вследствие кредитного риска представляют собой средний размер потерь, соответствующий центру распределения на рис. 1.1. Данные потери являются составляющей общих издержек, которая должна компенсироваться с помощью механизма ценообразования посредством полного «переноса» на клиента, т. е. включения в стоимость кредитного продукта. Примером такой практики являются банковские резервы на возможные потери по ссудам. Резервы формируются за счет обязательных отчислений, которые относятся к расходам банков.

Непредвиденные потери вследствие кредитного риска (*unexpected credit loss* — *UCL*) отражают отклонение потерь от их ожидаемого значения. Размер этих потерь определяется совместным распределением всех случайных переменных модели, в наиболее простом случае — совместным распределением вероятностей дефолта по различным контрагентам. Волатильность потерь будет

уменьшаться с ростом количества контрагентов и с уменьшением корреляции между дефолтами.

В отличие от ожидаемых потерь, непредвиденные потери обычно не включаются в стоимость кредита. Они компенсируются за счет собственного капитала. При этом размер резервируемого капитала должен быть таким, чтобы полностью компенсировать возникшие непредвиденные убытки с заданной вероятностью.

Непредвиденные потери по кредитам можно определить как потери, превышающие ожидаемые, т. е. как разность между максимально возможными потерями и ожидаемыми потерями:

$$UCL = MCL - ECL, \quad (1.9)$$

где MCL (maximum credit loss) — максимально возможные убытки при заданных параметрах и предположениях, лежащих в основе модели.

Резервировать капитал в размере максимально возможных потерь нецелесообразно в силу высоких издержек привлечения и обслуживания капитала. Банк должен располагать капиталом в таком объеме, который бы полностью компенсировал убытки, превышающие ожидаемые, не во всех случаях, а только с заданной вероятностью (уровнем доверия). Для этого необходимо оценить наибольшие потери вследствие кредитного риска (worst credit loss — WCL) на определенный временной горизонт с заданной вероятностью α [70]:

$$1 - \alpha = \int_{WCL}^{\infty} f(CL) dCL, \quad (1.10)$$

где $f(CL)$ — плотность распределения вероятностей потерь вследствие кредитного риска.

Непредвиденные потери с заданной вероятностью, или кредитный VaR (*credit VaR*), определяются как разность между величиной наибольших потерь, удовлетворяющих уравнению (1.10), и ожидаемыми потерями:

$$Credit VaR = WCL - ECL. \quad (1.11)$$

Кредитный VaR отражает требуемый размер собственных средств на покрытие непредвиденных потерь с заданным уровнем доверия, который называется экономическим капиталом (*economic capital*). Банковский капитал

является самым дорогим среди альтернативных источников финансирования. При прочих равных условиях, чем более рискованной является операция, тем больше потребуется экономического капитала для ее обеспечения и тем выше должна быть доходность операций с учетом риска, которая бы покрывала стоимость задействованного капитала.

1.3. Классификация моделей оценки кредитного риска по кредитному портфелю

Широкое распространение получили разработанные в 1990-х годах различные модели оценки кредитного риска портфелей. Такие модели применяются для портфелей, состоящих из разных финансовых инструментов и сделок, заключенных с различными контрагентами по всевозможным направлениям деятельности. В данных моделях риск портфеля рассматривается не как арифметическая сумма не связанных друг с другом позиций, а как единое целое, при анализе которого следует учитывать эффекты диверсификации и взаимного хеджирования его составляющих.

Процесс управления портфелем состоит в том, чтобы минимизировать концентрацию риска. Концентрация риска может быть связана с одним контрагентом или взаимосвязанными контрагентами, отраслью промышленности или региональным (национальным) рынком. Главным критерием при формировании портфеля должно быть влияние покупки или продажи того или иного актива на соотношение «доходность/риск» для всего портфеля.

Все известные на сегодня модели оценки кредитного риска портфеля можно классифицировать по следующим признакам [107]:

- а) по подходу к моделированию: *«сверху вниз»* и *«снизу вверх»*;
- б) по виду кредитного риска: *оценка потерь при дефолте* и *переоценка по рыночной стоимости*;
- в) по методу оценки вероятности дефолта: *условные* и *безусловные* модели;

г) по подходу к моделированию дефолта: *структурные модели* и *модели «сокращенной формы»*.

Оценки кредитного риска могут быть получены в зависимости от характеристик контрагента путем моделирования «сверху вниз» или «снизу вверх». Модели первого типа применяются для больших однородных групп заемщиков, например держателей кредитных карт или предприятий малого бизнеса. Согласно данному подходу, для оценки величины кредитного риска необходимо на основе исторических данных по каждой однородной группе заемщиков построить распределение вероятностей убытков для портфеля в целом. Эти оценки используются в дальнейшем для оценки риска при выдаче ссуды без дополнительного уточнения параметров риска заемщика. Существенным недостатком такого подхода является его упрощенность и нечувствительность к постепенным изменениям в структуре однородных групп.

Если портфель активов имеет разнородную структуру, можно оценивать кредитный риск методом «снизу вверх». Для крупных и средних предприятий заемщиков, а также различных инструментов финансового рынка данный метод является основным способом оценки кредитных рисков. При моделировании «снизу вверх» кредитный риск оценивается на уровне индивидуального заемщика путем анализа его характеристик и финансового положения. Для оценки совокупного риска портфеля величины рисков по индивидуальным заемщикам агрегируются с учетом корреляции. Моделирование кредитного риска «снизу вверх» позволяет оценить «вклады» элементов портфеля в совокупный риск и управлять риском портфеля на уровне отдельных контрагентов или факторов риска.

В моделях оценки потерь при дефолте единственным кредитным событием является дефолт контрагента, при этом изменения рыночной стоимости активов вследствие иных кредитных событий, например миграции кредитного рейтинга, не принимаются во внимание. В моделях переоценки по рыночной стоимости объектом анализа являются изменения рыночной стоимости актива, вызванные

изменением кредитного рейтинга и дефолтом. Этот тип моделей дает более объективную картину риска.

Условные модели оценивают вероятность дефолта контрагента с учетом отраслевых и макроэкономических факторов, которые оказывают существенное влияние на частоту банкротств. В безусловных моделях вероятность дефолта обычно не зависит от состояния внешней среды и определяется преимущественно «внутренними» характеристиками заемщика и кредитного продукта.

В структурных моделях процесс наступления дефолта является эндогенным, т. е. представляется в явном виде. Дефолт происходит тогда, когда активы компании-заемщика снижаются до определенного порогового уровня по отношению к обязательствам, при этом процесс изменения стоимости активов во времени описывается некоторым случайным процессом. Корреляции между дефолтами оцениваются на основе корреляций стоимости активов, например цен акций или облигаций, которые, как предполагается, наиболее чутко реагируют на изменение вероятности банкротства заемщика. Так называемые модели «сокращенной формы» опираются на предположения о характере поведения рыночных цен долговых обязательств компании, которые, в свою очередь, могут быть выведены из структурных моделей. Модели «сокращенной формы» используют уже готовые оценки актуарных вероятностей дефолта и уровней возмещения, рассматривая процесс наступления дефолта как экзогенный. В этих моделях корреляции оцениваются через функциональные зависимости вероятности дефолта от некоторого набора факторов риска, например фондовых и отраслевых индексов.

Крупные зарубежные финансовые институты разработали целый ряд моделей оценки кредитного риска портфеля, различающихся по применяемой методологии и степени сложности, которые получили широкое признание в мире и фактически стали отраслевыми стандартами. Наибольшей известностью пользуются следующие модели: CreditMetrics (J. P. Morgan), CreditRisk+ (Credit Suisse Financial Products), Moody's KMV Portfolio Manager (Moody's KMV) и

Credit Portfolio View (McKinsey & Co., Inc.) [107]. Сравнительный анализ этих моделей приведен в табл. 1.1.

Таблица 1.1 — Сравнительные характеристики моделей оценки кредитного риска портфеля

Характеристика	CreditMetrics	Moody's KMV Portfolio Manager	CreditRisk+	Credit Portfolio View
Компания-разработчик	J. P. Morgan	KMV Corporation	Credit Suisse Financial Products	McKinsey&Co., Inc.
Подход к моделированию	Снизу вверх	Снизу вверх	Снизу вверх	Сверху вниз
Вид кредитного риска	Изменение рыночной стоимости	Изменение рыночной стоимости	Потери при дефолте	Потери при дефолте
Факторы кредитного риска	Стоимость активов	Стоимость активов	Вероятность дефолта	Макроэкономические факторы
Кредитное событие	Изменение кредитного рейтинга/дефолт	Непрерывная вероятность дефолта (<i>EDF</i>)	Дефолт	Изменение кредитного рейтинга/дефолт
Вероятность дефолта	Безусловная	Безусловная	Безусловная	Условная
Вероятность изменения рейтинга	Исторические данные по миграциям рейтингов	На основе модели <i>EDF</i>	Нет	На основе макроэкономической модели
Волатильность	Постоянная величина	Постоянная величина	Случайная величина	Случайная величина
Корреляция между дефолтами	На основе цен акций (факторная модель)	На основе цен акций	На основе процесса дефолта	Факторная модель
Уровень возмещения потерь при дефолте	Случайная величина	Случайная величина	Постоянная величина в пределах каждого диапазона	Случайная величина
Методология расчета	Имитационное моделирование/аналитическое решение	Аналитическое решение	Аналитическое решение	Имитационное моделирование

Источник: Энциклопедия финансового риск-менеджмента / Под ред. Канд. Экон. Наук А. А. Лобанова и А. В. Чугунова. — 4-е изд., испр. и доп. — М.: Альпина Бизнес Букс, 2009, с.443

Описание моделей CreditMetrics, CreditRisk+, Moody's KMV Portfolio Manager и Credit Portfolio View, которое приводится ниже, содержится в книге [70].

а) Модель CreditMetrics

Разработанная банком J. P. Morgan модель CreditMetrics, описание которой было опубликовано в апреле 1997 г. [89], стала первым подходом к оценке кредитного риска портфеля по принципу «снизу вверх» на основе показателя *VaR*. Факторами риска в модели являются изменения кредитного рейтинга облигаций, которые, в свою очередь, оказывают влияние на их рыночную стоимость.

Расчеты по модели осуществляются поэтапно следующим образом:

1) На первом этапе производится разделение портфеля по основным факторам риска и оценивается влияние, которое эти факторы оказывают на распределение подверженности кредитному риску.

2) Целью второго этапа является построение распределения прибылей и убытков вследствие кредитного риска для каждого инструмента портфеля. Сначала для каждого актива (например, облигации) определяется кредитный рейтинг. Поскольку в модели кредитным событием признается понижение рейтинга, его вероятность оценивается с помощью заданной матрицы миграции кредитных рейтингов. Для каждого кредитного события рассчитывается приведенная стоимость каждого актива на основе следующих параметров: а) вероятностей миграции текущего рейтинга и б) форвардной ставки, рассчитанной с учетом кредитного спреда для будущего рейтинга на временной горизонт, соответствующий периоду миграции рейтинга. Для оценки потерь в случае наступления дефолта уровни возмещения потерь моделируются на основе бета-распределения с учетом различной очередности удовлетворения обязательств. В результате получается распределение стоимости актива при изменении его рейтинга и оцениваются его параметры (средняя и дисперсия). Это позволяет рассчитать потенциальные прибыли и убытки по каждому активу, вызванные кредитным риском.

3) На третьем этапе определяются корреляции в изменениях кредитных рейтингов по входящим в портфель активам на основе корреляций в ценах акций соответствующих контрагентов. Для каждой акции строится факторная модель динамики цены, в которой факторы отражают ее отраслевую принадлежность (отраслевой фондовый индекс) и географическое положение (страновой фондовый индекс). Корреляция между ценами акций оценивается косвенно, через корреляции между влияющими факторами (индексами). Оцененные таким образом корреляции в динамике цен акций используются для моделирования совместных миграций кредитных рейтингов по портфелю.

4) На основе полученных на предыдущих этапах данных строится совместное распределение прибылей и убытков по портфелю с помощью метода Монте-Карло. Общее число состояний, по которым производится моделирование, составляет n^m , где n — количество возможных кредитных событий, связанных с изменением кредитного рейтинга, m — количество контрагентов. Поскольку многие из этих состояний маловероятны, для получения достоверных оценок необходимо использовать очень большое количество сценариев.

5) Построенное распределение позволяет найти максимальные убытки с 99% уровнем доверия и определить кредитный VaR как разность полученного значения и среднего значения для данного распределения.

Существенный недостаток модели CreditMetrics заключается в том, что при оценке подверженности риску по всем инструментам убытки могут возникать только при наступлении кредитных событий, при этом совершенно игнорируются факторы рыночного риска, такие как случайные изменения процентных ставок и валютных курсов. Как отмечалось выше, в случае процентных и валютных свопов подверженность будет меняться со временем под влиянием факторов рыночного риска, тогда как в системе CreditMetrics используется только среднее значение подверженности риску для всех периодов времени.

б) Модель Moody's KMV Portfolio Manager

Система Moody's KMV Portfolio Manager была разработана компанией KMV (после объединения с Moody's — Moody's KMV) и, как и модель

CreditMetrics, предназначена для оценки и управления кредитным риском портфелей активов. Ее краткое описание было опубликовано в 1998 г. [109]. Кредитный риск не отождествляется только с дефолтом, а определяется как изменение будущей рыночной стоимости активов, поэтому подход к оценке кредитного риска полностью соответствует методам, используемым для оценки рыночных рисков. Система позволяет анализировать риск портфелей, состоящих из разнообразных кредитных инструментов. Для больших однородных групп активов, таких как задолженность по кредитным картам или ссуды малым предприятиям, в системе Moody's KMV Portfolio Manager предусмотрена возможность их агрегированного представления как типичного актива для данной группы, умноженного на количество такого рода активов. Например, типичные субпортфели включают в себя ссуды крупным и средним корпоративным заемщикам, кредиты малому бизнесу, ипотечные ссуды и т. п. Это позволяет моделировать практически неограниченное множество составляющих портфель активов, подверженных кредитному риску.

Главной отличительной особенностью системы Moody's KMV Portfolio Manager является то, что она основана на использовании показателя ожидаемой частоты дефолта (EDF), который, в свою очередь, рассчитывается с помощью программного продукта Moody's KMV Credit Monitor, созданного этой же компанией. Корреляции между дефолтами различных заемщиков рассчитываются косвенным путем через корреляции в рыночных ценах их акций, которые принимаются в качестве оценок (ненаблюдаемых) корреляций в стоимости активов. На основе данных о вероятностях и корреляциях между дефолтами, подверженности риску и уровнях возмещения потерь строится частотное распределение потерь и определяются ожидаемые потери и непредвиденные потери с заданным уровнем доверия. Кредитный *VaR* портфеля рассчитывается в количестве стандартных отклонений от центра распределения (ожидаемых потерь). Таким образом, система Moody's KMV Portfolio Manager позволяет определять совокупные требования к капиталу и осуществлять распределение экономического капитала по контрагентам и активам.

Значительным преимуществом данной модели является то, что оценка вероятности дефолта и корреляция между дефолтами рассчитываются на основе самой доступной информации о компании — цен ее акций на рынке. Корпорация Moody's KMV утверждает, что модель EDF осуществляет прогноз вероятности дефолта намного точнее и своевременнее, чем изменения кредитных рейтингов. Как и в лежащей в ее основе модели EDF, основной недостаток системы Moody's KMV Portfolio Manager заключается в зависимости от данных финансовой отчетности при оценке суммы обязательств компании, так как неточности и искажения в отчетности существенно отражаются на оценке вероятности дефолта.

в) Модель CreditRisk+

Модель CreditRisk+ была разработана Moody's KMV, техническая документация к ней была опубликована в октябре 1997 г. [90]. По используемой методологии эта модель коренным образом отличается от CreditMetrics и основана на актуарном подходе к оценке кредитного риска.

Модель CreditRisk+ предназначена только для оценки риска дефолта; она не рассматривает потери от наступления других кредитных событий. Особенность применяемого в модели метода в том, что вероятность дефолта не является постоянной величиной, а может меняться во времени под влиянием ограниченного набора факторов.

Если случаи дефолта у разных контрагентов считаются независимыми, то вероятности потерь моделируются из дискретного распределения Пуассона. В модели можно учитывать корреляции, но только между однородными сегментами портфеля (субпортфелями), к которым относят заемщиков, подверженных общим факторам системного риска.

Масштаб потерь в результате дефолта в модели CreditRisk+ оценивается приближенно путем упрощенной классификации активов по их размеру (например, кредитные продукты на сумму до 20 000 долл. относятся к первому диапазону, активы размером около 40 000 долл. — ко второму и т. д.). Вероятности дефолта для каждого диапазона подчиняется гамма-распределению,

которые затем агрегируются в совместное распределение потерь вследствие риска дефолта по всем диапазонам.

Преимуществами модели CreditRisk+ является аналитический метод расчета кредитного VaR , для реализации которого требуется сравнительно немного входных данных, а также учет макроэкономических факторов при оценке вероятности дефолта.

г) Модель Credit Portfolio View

Модель Credit Portfolio View была разработана и опубликована аудиторской и консультационной компанией McKinsey & Co., Inc. в 1997 г. Данная модель построена на основе подхода «сверху вниз». Ее отличительной особенностью является учет влияния макроэкономических показателей на кредитный риск портфеля, состоящего из преимущественно спекулятивных инструментов с низким рейтингом, которые обычно особенно чувствительны к кредитным циклам и изменениям в экономике в целом.

В данной модели распределение потерь вследствие кредитного риска строится исходя из количества и объема активов по субпортфелям, объединяющим однородные с точки зрения отраслевой и страновой принадлежности группы клиентов. В отличие от рассмотренных выше моделей, вероятности миграции кредитных рейтингов уже не являются постоянными, а зависят от переменных, отражающих состояние экономики страны, в частности процентных ставок и валютных курсов, темпа роста экономики, уровня безработицы, уровня государственных расходов и среднего уровня сбережений населения [88]. Предполагается, что вероятность дефолта возрастает в периоды экономических спадов.

В модели Credit Portfolio View вероятность дефолта в момент времени t является функцией от набора показателей x_j , рассчитываемых для каждой страны и отрасли экономики, и подчиняется логистическому распределению:

$$p_t = \frac{1}{1+e^{-y_t}}, \quad y_t = \alpha + \sum_j \beta_j x_{j,t},$$

где β_j — коэффициент чувствительности заемщика к j -му макроэкономическому или отраслевому фактору.

На основе многофакторной модели каждому заемщику ставятся в соответствие страна, отрасль и кредитный рейтинг, при этом учитывается случайный характер уровней возмещения потерь. Затем с помощью метода Монте-Карло модель генерирует совместное распределение потерь вследствие дефолта по всем сегментам портфеля, на основе которого и определяется кредитный *VaR*.

Модель Credit Portfolio View построена по принципу «сверху вниз» и поэтому не позволяет детально анализировать кредитный риск по отдельным контрагентам, однако она выгодно отличается от других моделей тем, что в ней учитывается влияние макроэкономической и отраслевой конъюнктуры на вероятность дефолта контрагента.

1.4. Описание модели оценки риска по розничному кредитному портфелю

Разработанная в рамках диссертационного исследования модель предназначена для оценки риска как ожидаемых потерь и экономического капитала как непредвиденных потерь по портфелю потребительских кредитов в течение года.

Настоящая математическая модель основана на оценке суммарного возможного ущерба, который может быть нанесен банку в течение года по текущему портфелю потребительских кредитов. При этом под текущим кредитным портфелем понимается портфель договоров розничных кредитных продуктов всех категорий качества обеспечения, действующих на дату расчета банковского резерва. Предполагается, что количество договоров N в портфеле достаточно большое.

Будем считать, что каждый кредитный договор i ($i = 1, 2, \dots, N$) в текущем портфеле несет потенциальную опасность нанести ущерб банку. Сумма ущерба определяется случайной величиной L_i как сумма невозвращенных в банк заемных

средств и начисленных процентов. Тогда суммарный возможный ущерб L по текущему портфелю равен сумме случайных величин L_i : $L = \sum_{i=1}^N L_i$.

В предположениях о слабой зависимости случайных величин L_i и о том, что N достаточно велико, считается, что случайная величина L имеет гауссовское распределение, которое однозначно определяется математическим ожиданием $E(L)$ и дисперсией $D(L)$. Тогда с заданным уровнем надежности $(1 - \alpha)$ можно утверждать, что суммарный ущерб L не превысит $E(L) + q_{1-\alpha} \cdot \sqrt{D(L)}$:

$$Pr\{L \leq E(L) + q_{1-\alpha} \cdot \sqrt{D(L)}\} = 1 - \alpha,$$

где $q_{1-\alpha}$ — квантиль стандартного гауссовского распределения уровня $(1 - \alpha)$.

Полагая сумму резерва $R = E(L)$ как сумму ожидаемых потерь по портфелю, а экономический капитал $EC = q_{1-\alpha} \cdot \sqrt{D(L)}$ как наибольшую возможную сумму превышения ожидаемых потерь с заданным уровнем надежности, в итоге получаем, что с вероятностью $(1 - \alpha)$ суммарный ущерб L не превысит $R + EC$. Таким образом, задача расчета резерва и экономического капитала сводится к расчету математического ожидания $E(L)$ и дисперсии $D(L)$ случайной величины L . Предполагая независимость случайных величин L_i , из свойств математического ожидания и дисперсии имеем, что $E(L) = \sum_{i=1}^N E(L_i)$ и $D(L) = \sum_{i=1}^N D(L_i)$.

При индивидуальном моделировании случайной величины L_i мы предполагаем, что ущербом по i -тому кредитному договору является сумма основного долга и начисленных процентов в момент выхода кредитного договора в состояние дефолта за вычетом будущих возмещений. При этом дефолтным договор считается, если число дней просрочки по нему превышает 90 дней.

В итоге структурно случайная величина L_i может быть представлена в виде:

$$L_i = \max\{I_i \cdot EAD_i \cdot LGD_i - G_i, 0\}, \quad (1.12)$$

где I_i — индикатор дефолта (он равен 1, если в течение года i -тый кредитный договор становился дефолтным, и равен 0, если нет),

EAD_i — сумма основного долга и начисленных процентов в момент выхода кредитного договора в состояние дефолта,

LGD_i — коэффициент невозврата задолженности, отражающий уровень безвозвратных потерь без учета реализации залога,

G_i — сумма возмещения, полученная за счет реализации залога.

В свою очередь случайную величину EAD_i можно рассчитывать как некоторый уровень от текущих суммы основного долга и начисленных процентов:

$$EAD_i = (D_i + P_i) \cdot Y_i, \quad (1.13)$$

где D_i — текущая сумма основного долга,

P_i — сумма начисленных процентов на момент расчета резервов,

Y_i — коэффициент понижения, отражающий изменения текущей задолженности к моменту выхода кредитного договора в дефолт в течение года.

В рамках построенной индивидуальной модели для расчета математического ожидания $E(L_i)$ и дисперсии $D(L_i)$ случайной величины L_i достаточно оценить следующие вероятностные характеристики i -того кредитного договора.

а) Вероятность выхода в дефолт в течение года: $pd_i = E(I_i)$.

б) Первый и второй моменты коэффициента понижения Y_i : $y_i = E(Y_i)$ и $y_i^{(2)} = E(Y_i^2)$.

в) Первый и второй моменты коэффициента невозврата LGD_i : $lgd_i = E(LGD_i)$ и $lgd_i^{(2)} = E(LGD_i^2)$.

Каждому договору текущего кредитного портфеля ставится в соответствие четыре основных параметра: категория рискованности, срок жизни, сумма кредита, длительность дефолта.

Категория рискованности r зависит от числа дней просрочки по исполнению обязательств и может принимать значения от 0 до 4. Если выплаты по договору просрочены не были, договору присваивается нулевая категория рискованности; при нарушении должником сроков исполнения обязательств не более чем на 30 дней договору присваивается первая категория, вторая — при нарушении сроков на 31-60 дней, третья — на 61-90 и четвертая — более, чем на 90 дней. Договоры, находящиеся в категории рискованности 4, являются дефолтными.

Срок жизни кредита t исчисляется в месяцах, начиная с даты заключения договора. Срок жизни принимает значения от 1 до 36, кредиты, для которых с момента заключения договора прошло 36 и более месяцев объединяются в 36-ю группу.

Продолжительность дефолта m исчисляется в месяцах, начиная с момента выхода в дефолт. В случае, если договор недефолтный, полагается, что $m=0$.

Сумма кредита s определяется суммой, выданной по кредитному договору, и является неизменной в течение срока жизни договора.

Вероятностные характеристики модели расчета ожидаемых потерь и экономического капитала определяются в зависимости от категории качества обеспечения кредитного договора на основе статистических данных. При этом для каждого кредитного договора вероятность дефолта в течение года $pd(r, t, s)$ определяется по его категории рискованности r , сроку жизни t и сумме кредитного договора s . Первый и второй моменты коэффициента понижения $y(r)$ и $y^{(2)}(r)$ рассчитываются в зависимости от категории рискованности кредитного договора r , первый и второй моменты коэффициента невозврата $lgd(m)$ и $lgd^{(2)}(m)$ — от продолжительности дефолта m .

Математическое ожидание потерь по i -ому кредитному договору рассчитывается по формуле:

$$E(L_i) = \max\{pd(r_i, t_i, s_i) \cdot (D_i + P_i) \cdot y(r_i) \cdot lgd(m_i) - G_i, 0\}, \quad (1.14)$$

где D_i — сумма основного долга по i -ому кредитному договору;

P_i — величина начисленных процентов по i -ому кредитному договору на момент расчета резервов;

G_i — предполагаемая сумма возмещения за счет реализации залога.

Сумма возмещения рассчитывается по формуле:

$$G_i = w_i \cdot k(m_i), \quad (1.15)$$

где $k(m_i)$ — усредненный коэффициент реализации залога, определяющий уровень, который составит цена реализации залога от его справедливой стоимости на момент реализации залога;

w_i — справедливая стоимость залога на дату расчета резервов, в случае, если кредитный договор беззалоговый или залог невозможно взыскать, w_i принимается равной нулю ($w_i = 0$).

Для дефолтных договоров, когда $r = 4$, вероятность дефолта и первый момент коэффициента понижения равны 1: $pd(4, t, s) = y(4) = 1$.

Сумма ожидаемых потерь по дефолтным и недефолтным кредитам составляет математическое ожидание потерь по портфелю:

$$E(L) = \sum_{i=1}^N E(L_i). \quad (1.16)$$

Для расчета экономического капитала необходимо рассчитать дисперсию ущерба.

Общая формула для расчета дисперсии ущерба i -ого кредитного договора выглядит следующим образом:

$$D(L_i) = (D_i + P_i)^2 \cdot (pd(r_i, t_i, s_i) \cdot y^{(2)}(r_i) \cdot lgd^{(2)}(m_i) - (pd(r_i, t_i, s_i) \cdot y(r_i) \cdot lgd(m_i))^2), \quad (1.17)$$

Дисперсия величины ущерба складывается из дисперсий ущерба дефолтных и недефолтных кредитов всех категорий качества обеспечения.

$$D(L) = \sum_{i=1}^N D(L_i). \quad (1.18)$$

Для расчета экономического капитала портфеля потребительских кредитов выбран уровень надежности $1 - \alpha = 99,7\%$, соответствующий квантиль стандартного гауссовского распределения $q_{1-\alpha} = 2,748$. Экономический капитал рассчитывается по следующей формуле:

$$EC = 2,748 \cdot \sqrt{D(L)}. \quad (1.19)$$

Оценка вероятностных характеристик модели расчета резервов и экономического капитала производится статистическими методами по историческим данным о кредитах.

Исследуемый кредитный портфель разбит на три подпортфеля в зависимости от категории качества обеспечения кредитного договора: беззалоговые кредиты, автокредиты, ипотека. Все параметры модели рассчитываются отдельно по каждому подпортфелю.

Используемая статистика включает в себя следующие данные в ежедневном разрезе:

- а) код договора;
- б) величина текущего основного долга (ТОД);
- в) величина просроченного основного долга (ПОД);
- г) длительность неоплаты в днях;
- д) категория качества обеспечения кредитного договора;
- е) сумма кредита.

Для расчета вероятностных характеристик модели изменение категории рискованности во времени отслеживается отдельно по каждому кредитному договору исторического портфеля. Исходя из длительности неоплаты в днях по j -му договору на каждом месяце жизни t определяется категория рискованности $r_j(t)$.

Для каждого договора рассчитываются индикаторы дефолта $I_j(t)$ отражающие переход договора в категорию 4 в течение года по j -му договору, находящемуся на t -ом месяце жизни. Если договор, находящийся на t -ом месяце жизни в течение следующего года выходил в дефолт, то индикатор дефолта в t -ом месяце принимает значение 1, иначе 0.

$$I_j(t) = \begin{cases} 1, \max\{r_j(\hat{t})\} = 4, \hat{t} = \overline{t, t + 11} \\ 0, \max\{r_j(\hat{t})\} < 4, \hat{t} = \overline{t, t + 11} \end{cases}, \quad (1.20)$$

где $r_j(\hat{t})$ — значения категорий рискованности по j -ому договору в каждый из 11 месяцев, следующих за месяцем жизни t .

Для расчета вероятности дефолта подпортфели беззалоговых кредитов, автокредитов и кредитов, обеспеченных недвижимостью, разбиваются на группы в зависимости от суммы кредита s , срока жизни t и категории рискованности r . Вероятность дефолта для договоров с суммой кредита s , сроком жизни t , категорией рискованности r рассчитывается по формуле:

$$pd(r, t, s) = \frac{\sum_j I_j(t)}{n_{r,t,s}}, \quad j: s_j \in s, r_j(t) \in r, \quad (1.21)$$

где $n_{r,t,s}$ — количество договоров с суммой кредита s , сроком жизни t , категорией рискованности r ;

s_j — сумма по j -ому договору.

По формуле (1.22) для каждого j -го случая выхода в дефолт рассчитываются отношения величины основного долга в момент выхода в дефолт к текущей задолженности по кредиту на каждый из предшествующих дефолту 12 месяцев $e_j(t)$, где t — количество месяцев до дефолта по j -ому случаю выхода в дефолт, $t = \overline{0,12}$, $t = 0$ в момент выхода в дефолт.

$$e_j(t) = \frac{d_j(0)}{d_j(t)}, \quad (1.22)$$

где $d_j(t)$ — максимальная сумма задолженности по j -ому кредитному договору в месяце t , $t = \overline{1,12}$. Сумма задолженности складывается из текущего основного долга и просроченного основного долга.

$d_j(0)$ — сумма задолженности в момент выхода в дефолт.

В каждый из 12 месяцев, предшествующих дефолту, известна категория рискованности r . Для расчета математического ожидания коэффициента понижения $y_j(r)$ значения $e_j(t)$ по каждому договору усредняются по категориям рискованности.

$$y_j(r) = \frac{\sum_r e_j(t)}{v_j(r)}, \quad (1.23)$$

где $v_j(r)$ — количество месяцев в году, которое j -ый договор находился в r -ой категории рискованности.

Тогда математическое ожидание коэффициента понижения рассчитывается по формуле:

$$y(r) = \frac{\sum_j y_j(r)}{x(r)}, \quad (1.24)$$

где $x(r)$ — количество договоров, побывавших в течение года в r -ой категории рискованности.

Второй момент коэффициента понижения рассчитывается по формуле:

$$y^{(2)}(r) = \frac{\sum_j (y_j(r))^2}{x(r)}. \quad (1.25)$$

Коэффициент невозврата по потребительским кредитам рассчитывается с целью корректировки величины ущерба с учетом платежей, поступающих от заемщиков в счет погашения долга после наступления дефолта по каждой группе кредитов в зависимости от категории качества обеспечения.

Коэффициент невозврата определяет процент невозвращаемого долга от величины основного долга на момент выхода в дефолт.

Расчеты произведены на основе следующих предположений.

Кредитный договор считается дефолтным, если выплаты по договору просрочены более чем на 90 дней.

В случае дефолта заемщика предполагается, что банку наносится ущерб, равный сумме задолженности заемщика по основному долгу и всем начисленным на момент дефолта процентам, уменьшенной на сумму, возвращенную клиентом. При этом сумма возврата учитывается вне зависимости от времени поступления платежей.

Значения коэффициента невозврата по дефолтным кредитам зависят от продолжительности дефолта.

Для оценки коэффициента невозврата $lgd(m)$ применяется статистическая модель, использующая исторические данные по дефолтным договорам. Имеются следующие данные по каждому случаю возникновения дефолта:

- а) код договора;
- б) основной долг на дату дефолта;
- в) начисленные на дату дефолта проценты;
- г) дата начала дефолта;
- д) дата окончания дефолта;
- е) категория качества обеспечения кредитного договора;
- ж) ежемесячные платежи в погашение долга (ОД, проценты, пени и штрафы) после наступления дефолта (из ежемесячных платежей исключены суммы, поступавшие в счет погашения долга от реализации залога).

Количество месяцев m , в течение которых оценивается погашение основного долга на дату дефолта, ограничено 51 ($m = \overline{1,51}$) по причине отсутствия статистических данных о платежах в последующие периоды.

Каждый j -ый случай выхода в дефолт рассматривается в отдельности. Ежемесячные платежи в погашение долга (ОД, проценты, штрафы) по j -му случаю дефолта в m -й месяц после наступления дефолта обозначим $c_{j,m}$. Разница

между основным долгом на дату дефолта и суммой поступивших в счет погашения долга платежей по j -му случаю дефолта в m -й месяц после наступления дефолта обозначается $d_{j,m}$. Каждый случай дефолта характеризуется длительностью дефолта. Под длительностью дефолта понимается количество месяцев, прошедших с даты начала дефолта до даты окончания дефолта, округленное в большую сторону. Датой окончания дефолта считается дата погашения просроченной части основного долга и процентов, начисленных на дату выхода в дефолт. Предполагается, что после даты окончания дефолта величина $d_{j,m}$ равна нулю. До окончания дефолта $d_{j,m}$ рассчитывается по следующей рекуррентной формуле:

$$d_{j,m} = \begin{cases} d_{j,m-1} - c_{j,m}, & c_{j,m} \geq 0 \\ d_{j,m-1}, & \text{нет данных о } c_{j,m} \end{cases}, m = \overline{1,51}, \quad (1.26)$$

где $d_{j,0}$ — долг по j -му случаю дефолта на дату дефолта.

Остаточная величина долга по j -му случаю дефолта на конец m -ого месяца после наступления дефолта обозначается как $a_{j,m}$. Для исключения из расчетов пеней и штрафов, учтенных в исходной статистике по полученным в счет погашения долга платежам, используется формула:

$$a_{j,m} = \begin{cases} d_{j,m}, & \text{если } d_{j,m} > 0 \\ 0, & d_{j,m} \leq 0 \end{cases}, \quad (1.27)$$

Для кредитов, находящихся в дефолте, значения первого и второго моментов коэффициента невозврата будут зависеть от продолжительности дефолта. Под продолжительностью дефолта будем понимать количество целых месяцев, прошедших с момента дефолта, округленное в большую сторону. На основе имеющейся статистики рассчитываются соответствующие значения $lgd(m)$ для договоров с продолжительностью дефолта 1, 2, 3 ... и 51 месяц по категориям качества обеспечения ($m = \overline{1,51}$). Таким образом, первый момент коэффициента невозврата по дефолтным кредитам в зависимости от продолжительности дефолта рассчитывается по формуле (1.28), второй момент по формуле (1.29).

$$lgd(m) = \frac{\sum_j \left(\frac{a_{j,51}}{a_{j,m}} \right)}{q_{m-1}}, \quad j: a_{j,m} > 0, \quad (1.28)$$

где q_{m-1} — количество случаев, по которым $a_{j,m-1} > 0$, то есть количество договоров в состоянии дефолта на начало m -ого месяца;

$$lgd^{(2)}(m) = \frac{\sum_j \left(\frac{a_{j,51}}{a_{j,m}} \right)^2}{q_{m-1}}, \quad j: a_{j,m} > 0. \quad (1.29)$$

Для недефолтных договоров применяется математическое ожидание коэффициента невозврата, рассчитанное по формуле (1.30). Второй момент коэффициента невозврата для недефолтных договоров определяется по формуле (1.31).

$$lgd(m) = \frac{\sum_j \left(\frac{a_{j,51}}{d_{j,0}} \right)}{q}, \quad m = 0, \quad (1.30)$$

где q — количество случаев возникновения дефолта.

$$lgd^{(2)}(m) = \frac{\sum_j \left(\frac{a_{j,51}}{d_{j,0}} \right)^2}{q}, \quad m = 0. \quad (1.31)$$

Коэффициент реализации по заложенным потребительским кредитам рассчитывается с целью корректировки величины ущерба с учетом залогового обеспечения в зависимости от категории качества обеспечения.

Расчет коэффициента реализации залога по дефолтным и недефолтным кредитам отличается. Для недефолтных договоров коэффициент реализации определяет процент, который составит цена реализации залога от его справедливой стоимости на момент выхода в дефолт; для дефолтных — процент, который составит цена реализации залога от его справедливой стоимости на дату реализации.

Для оценки коэффициента реализации $k(m)$ были использованы исторические данные по реализации залогового имущества. В статистике содержатся следующие данные:

- а) код договора;
- б) справедливая стоимость залога на дату дефолта;
- в) справедливая стоимость залога на дату реализации;

- г) цена реализации;
- д) дата реализации;
- е) категория качества обеспечения кредитного договора.

Коэффициент реализации залога рассчитывается по категориям качества обеспечения отдельно для дефолтных и недефолтных кредитов по формуле:

$$k(m) = \frac{\sum_{j=1}^h \frac{f_j}{w_j}}{h}, \quad (1.32)$$

где f_j — цена реализации залога по j -му договору;

w_j — справедливая стоимость залога на дату дефолта при $t = 0$ и справедливая стоимость залога на дату реализации при $t > 0$;

h — количество договоров, по которым был реализован залог.

Выводы к главе 1

В рамках диссертационного исследования была разработана модель расчета банковского резерва под ожидаемые потери и экономического капитала, предназначенного для покрытия непредвиденных потерь по портфелю потребительских кредитов в течение года. Кредитным событием является дефолт. Модель может применяться для портфелей, состоящих из потребительских кредитов, автокредитов и кредитов под залог недвижимости. Кредиты одного качества обеспечения считаются однородными по риску сегментами портфеля.

На первом этапе производится разделение портфеля по категориям качества обеспечения. Для каждой категории рассчитываются параметры, определяющие величину кредитных потерь: вероятность дефолта, подверженность кредитному риску, потери в случае дефолта. Параметры кредитного риска определяются на основе исторических данных. При этом вероятность дефолта определяется в зависимости от наличия просрочки, срока жизни и суммы кредитного договора. Подверженность кредитному риску рассчитывается в зависимости от наличия просрочки, потери в случае дефолта — от длительности просрочки.

При индивидуальном моделировании случайной величины потерь предполагается, что ущербом по кредитному договору является сумма основного

долга и начисленных процентов в момент выхода кредитного договора в состояние дефолта за вычетом будущих возмещений. При этом дефолтным договор считается, если число дней просрочки по нему превышает 90 дней.

В предположениях о слабой зависимости величин ущерба по контрагентам и о том, что количество договоров в портфеле достаточно велико, считается, что суммарный убыток по портфелю имеет гауссовское распределение, которое однозначно определяется математическим ожиданием и дисперсией.

На основе данных о вероятностях дефолта, подверженности риску и уровнях возмещения потерь рассчитывается математическое ожидание и дисперсия по каждому договору. Сумма ожидаемых потерь по кредитам составляет математическое ожидание потерь по портфелю, дисперсия величины ущерба по портфелю складывается из дисперсий ущерба по договорам.

Для расчета экономического капитала портфеля потребительских кредитов выбран уровень надежности 99,7%. Экономический капитал рассчитывается с помощью метода оценки риска *VaR*.

В отличие от моделей CreditMetrics, CreditRisk+, Moody's KMV Portfolio Manager и Credit Portfolio View, предлагаемую модель можно использовать в целях оценки риска по розничному кредитному портфелю. Так же преимуществом разработанной модели является то, что для ее применения требуется немного входных данных.

ГЛАВА 2. МОДЕЛИРОВАНИЕ ОЦЕНКИ КРЕДИТНОГО РИСКА ПО ЗАЕМЩИКУ

В июле 2004 года Базельским комитетом был выпущен документ: «Международная конвергенция измерения капитала и стандартов капитала: новые подходы», далее Базель II [61]. В рамках базового IRB подхода банкам предоставляется возможность использовать собственные модели только для оценки вероятности дефолта заемщиков. Также предусмотрено дальнейшее развитие, и переход к продвинутому IRB подходу, в соответствии с которым финансовым организациям (банкам) позволено применять собственные модели для оценки основных рисков параметров, необходимых для оценки требования на экономический капитал.

Среди базовых рисков параметров Базельский комитет выделяет среднегодовую вероятность дефолта PD , являющуюся случайной величиной, отражающей вероятность того, что кредит не будет выплачен, то есть, произойдет дефолт. Вероятность дефолта рассчитывается для каждого заемщика в отдельности. Существует довольно много различных моделей, позволяющих рассчитать PD , исходя из имеющейся информации, основным классом моделей, применяемых в розничном кредитовании, является класс скоринговых моделей. В результате использования скоринговых моделей каждому заемщику присваивается некоторый рейтинг, характеризующий его способность погасить свои обязательства перед банком. При помощи специальной калибровки скоринговому баллу ставится в соответствие PD . Вероятность дефолта, сопоставленная группе заемщиков с одинаковым скоринговым баллом, фактически является оценкой процента заемщиков этой группы, которые испытают дефолт в течение года.

В нормативных документах ЦБ [48] описаны основные требования к построению рейтинговой системы для банков, решивших внедрять подход на основе внутренних рейтингов к расчету кредитного риска. Рассмотрим основные

принципы построения рейтинговых систем, а так же разработки моделей, используемых в рейтинговых системах, предложенные российским регулятором.

Согласно определению, данному ЦБ, рейтинговая система — это совокупность методов, процедур, систем контроля, сбора статистической информации и информационно-технологических систем, используемых банком для оценки кредитного риска, распределения кредитных требований по разрядам рейтинговой шкалы данной системы, количественной оценки риска дефолта и фактически понесенных потерь по классам кредитных требований.

ЦБ приводит перечень рекомендуемых принципов разработки рейтинговых систем. Здесь и далее будут рассмотрены только те принципы и рекомендации, которые относятся к рейтинговым системам для розничных заемщиков, распределяющим кредитные требования по разрядам рейтинговой шкалы и дающим количественную оценку риска дефолта [48].

Общие принципы построения рейтинговых систем:

а) рейтинговая система должна быть основана на учете кредитного риска заемщика и кредитного риска, присущего финансовому инструменту;

б) банк должен ранжировать заемщиков согласно вероятности их дефолта;

в) рейтинги заемщиков должны соответствовать определенному интервалу значений вероятности дефолта по каждому разряду рейтинговой шкалы;

г) определяемые банком рейтинги заемщиков должны соответствовать фактической частоте реализованных дефолтов заемщиков;

д) банку рекомендуется регулярно проверять эффективность функционирования рейтинговой системы, а также методов контроля достоверности определяемых рейтингов.

При отнесении кредитного требования к розничному заемщику к разрядам рейтинговой шкалы рейтинговой системы банк должен учитывать:

а) информацию о заемщике;

б) информацию о финансовом инструменте, включая вид финансового инструмента и тип обеспечения;

в) наличие просроченных платежей по кредитным требованиям, в случае их существенности.

Банку при разработке моделей, используемых в рейтинговых системах для оценки заемщика и (или) финансового инструмента, рекомендуется руководствоваться следующим:

а) прогнозные значения вероятности дефолта заемщиков должны соответствовать фактической частоте реализованных дефолтов заемщиков;

б) входные переменные (параметры) модели достаточны для получения прогнозных значений вероятности дефолта;

в) модель не имеет существенных структурных недостатков;

г) банк проводит проверку статистической информации, используемой в качестве входных параметров модели, включая оценку точности, полноты и релевантности статистической информации;

д) статистическая информация, использовавшаяся при построении модели, применяемой в рейтинговой системе, является репрезентативной для рассматриваемой совокупности заемщиков и (или) финансовых инструментов;

е) банк регулярно проводит внутреннюю валидацию модели, используемой в рейтинговой системе, которая включает в себя анализ качества и устойчивости ее функционирования, анализ технических характеристик, тестирование прогнозных значений вероятности дефолта, полученных в результате применения модели, используемой в рейтинговой системе, путем их сопоставления с фактической частотой реализованных дефолтов заемщиков.

Модель, используемая в рейтинговой системе, должна включать следующие основные компоненты:

а) алгоритм присвоения (пересмотра) рейтингов заемщиков на основе доступной информации;

б) алгоритм корректировки присвоенного рейтинга на основании мотивированного суждения экспертов и сигналов индикаторов раннего предупреждения (при их наличии);

в) алгоритм корректировки присвоенного рейтинга на основании мотивированного суждения эксперта при наличии у заемщика кредитной поддержки группы (государства);

г) процедуру оценки вероятности дефолта для каждого разряда рейтинговой шкалы;

д) критерии проверки прогнозного качества модели, используемой в рейтинговой системе.

2.1. Анализ предложений разработчиков рейтинговых моделей

На сегодняшний день для кредитных организаций хорошая информированность, опыт в вопросах обработки данных и технология разработки скоринга являются необходимыми условиями конкурентного преимущества на рынке. Переход к стандартам Базеля II требует высокой квалификации персонала банка, занимающегося разработкой рейтинговых систем. Если банк не имеет в своем штате таких специалистов, у него есть два варианта решения проблемы создания скоринговой модели: использовать скоринг кредитных бюро (обобщенный скоринг) или заказать разработку модели аналитической компании.

Скоринг кредитных бюро использует для присвоения рейтингов заемщикам информацию из их кредитной истории. Каждое бюро имеет свою собственную скоринговую модель, которая недоступна для кредиторов. Данные модели были созданы либо разработчиками самих бюро, либо компаниями-поставщиками скоринговых систем, например, «Национальное бюро кредитных историй» заказало разработку скоринговых моделей компании FICO.

Системы скоринга под заказ разрабатываются для каждого кредитора индивидуально. При разработке таких систем используется статистика, предоставленная заказчиком. Как правило, кредитор участвует в разработке скоринговой модели, влияя на формирование выборки и отбор предсказывающих характеристик. Такие модели являются собственностью заказчика и доступны только ему.

Преимущества обобщенных систем [61]:

- а) возможность разработки ничем не ограничена (маленьким объемом выборки по своим клиентам);
- б) независимы от опыта работы кредитора с различными группами населения, типами кредитного продукта и географическими регионами;
- в) не требуют времени и затрат на разработку;
- г) детально анализирует информацию из кредитного бюро;
- д) эффективно прогнозируют определенные последствия, например банкротство;
- е) безопасны в применении, поскольку находятся под защитой кредитных бюро.

Недостатки по сравнению с индивидуально-адаптированными скоринговыми моделями:

- а) потенциально менее точны, так как не основаны на информации об индивидуальном опыте, продукте и клиентах банка;
- б) доступны конкурентам;
- в) оплачивается каждый отдельный запрос;
- г) детали скоринговых систем — коммерческая тайна;
- д) сложно применять при прогнозе эффективности всей системы и показателей мониторинга;
- е) недостаточно гибки в формулировке отказов и процедур отбора.

На российском рынке работает довольно много различных компаний, предлагающих разработку индивидуально-адаптированных скоринговых систем. Рассмотрим несколько примеров.

Компания ООО «Скорто Консалтинг» является эксклюзивным региональным представителем компании Scorto Corporation (Купертино, Калифорния, США) на территории СНГ.

Scorto Corporation была создана в 2002 году на основе департамента скоринговых систем корпорации Alyuda Research (США) — одного из

известнейших мировых производителей программного обеспечения в области финансового анализа.

Scorto Corporation является профессионалом и одним из лидеров в индустрии специализированного скорингового программного обеспечения.

Scorto имеет более 30 патентов в сфере алгоритмов решений, интеллектуальной аналитики, обработки данных, визуализации, алгоритмов принятия решений для бизнес-структур финансового и страхового секторов.

Компания обладает опытом построения не только скоринговых систем для крупных банков, но и систем для скорингового бюро всей страны, обслуживающего 55 кредитных учреждений.

Компания также оказывает заказчикам методологическую поддержку, которая включает в себя постоянный мониторинг качества и надежности скоринговой модели, осуществляет углубленный анализ данных и калибровку модели для поддержания ее точности и актуальности при меняющихся рыночных условиях.

Рассмотрим другой пример аналитической компании – поставщика скоринговых систем. Компания FICO поставляет на рынок высококачественные приложения в сфере предиктивной аналитики, которые позволяют повысить эффективность принимаемых решений. Продукты и услуги компании FICO: скоринговые оценки FICO® Score, решения для управления кредитными счетами, инструменты для противодействия мошенничеству, средства формирования максимально точных предложений для потребителей, приложения по автоматизации принимаемых решений, системы для разработки предиктивной аналитики, профессиональные услуги в сфере предиктивной аналитики, оптимизации стратегий, консультационные услуги и проверка состояния бизнеса.

Компания FICO является разработчиком кредитного скоринга, упростившего предоставление кредитов во всем мире. Скоринговые оценки FICO® Score в США признаны стандартным инструментом оценки рисков в области потребительских кредитов. Компания FICO была основана в 1956 году в городе Сан Рафаэль (штат Калифорния, США) Биллом Фейром (Bill Fair) и Эрлом

Айзеком (Earl Isaac). До 2008 года компания была известна под названием Fair Isaac Corporation, после чего компания стала называться FICO. С 1987 года акции компании котируются на Нью-Йоркской фондовой бирже. FICO обслуживает свыше 5000 корпоративных клиентов во всем мире. Компания имеет 20 представительств, расположенных в 12 странах. FICO получила свыше 100 патентов на технологии в сфере аналитики и обеспечения принятия решений.

В стандартный набор услуг компании-разработчика индивидуально-адаптированного скоринга входит:

- а) анализ репрезентативности и качества данных, их предобработка;
- б) отбор параметров модели из представленных банком характеристик заемщика;
- в) построение скоринговой модели и создание возможности корректировки весов в модели по желанию Банка;
- г) формирование и передача Банку скоринговой карты в виде файла с набором средств для установки и запуска;
- д) расчет оптимальных точек отсечения по скоринговому баллу.

Эффективность предложенных моделей определяется с помощью коэффициента Gini и статистики Колмогорова-Смирнова. Как правило, компании-разработчики гарантируют, что качество их моделей будет не ниже 0,5 Gini.

В комплект поставки также входит:

- а) описание параметров выборки, использованной для формирования скоринговой карты;
- б) техническое описание карты — условия использования, переменные, категории, сегменты;
- в) бизнес-рекомендации по действиям специалистов при оценке клиентов и трактовке результатов оценки;
- г) рекомендации по формированию анкеты клиента;
- д) техническое описание интерфейса для интеграции карты в общую автоматизированную систему Банка.

Стандартные процедуры, используемые в процессе разработки модели:

а) Подготовка данных

С целью подготовки качественного набора данных для создания скоринговой карты выполняется следующие действия:

- обработка пропущенных значений;
- обработка выбросов;
- обработка записей с данными неверного типа;
- замена аномальных значений категориальных характеристик;
- замена аномальных значений непрерывных характеристик;
- кодирование полей категориального типа;
- вычисление коэффициентов корреляции характеристик.

б) Анализ данных

На этапе анализа данных изучаются внутренние зависимости и распределения набора данных, а также делаются выводы о важности или избыточности характеристик. Используемые методы:

- анализ зависимостей между характеристиками заемщика;
- анализ распределений характеристик заемщика;
- кластерный анализ;
- оценка статистической значимости характеристик.

в) Построение модели

При построении моделей используются такие методы как:

- логистические регрессии;
- деревья решений;
- нейронные сети.

г) Анализ эффективности модели

Оценка эффективности построенной скоринговой модели содержит:

- табличные отчеты о долях одобренных заявок, уровне дефолта, профиле характеристик заемщика в разрезе диапазонов скорингового балла;
- ROC-кривые и коэффициент Gini, кривые Лоренца, кривые Колмогорова-Смирнова;

- распределения вероятности целевого исхода, шансов целевого исхода, скорингового балла;
- графики анализа рисков;
- графики выгод и потерь;
- графики совместных распределений «хороших» и «плохих» заемщиков;
- оценка вероятности дефолта.

д) Оценка стабильности скоринговой модели

Проверяется стабильное качество работы скоринговой модели на различных наборах данных (тренировочном и проверочном наборах, полной рабочей выборке, ансамбле выборок малого объема).

Процесс разработки скоринговых моделей подробно описывается в предоставляемой с моделью документации и содержит следующую отчетность:

- анализ статистической значимости характеристик заемщика;
- матрицу корреляций характеристик заемщика;
- скоринговую карту;
- сегменты риска, выявленные при помощи скоринговой карты и рекомендации по бизнес-действиям для каждой группы риска;
- ROC-кривая;
- кривая Колмогорова-Смирнова; кривая Лоренца;
- распределение скорингового балла;
- анализ совместного распределения «хороших» и «плохих» заемщиков;
- матрица классификации;
- сегменты риска;
- рекомендации по выбору точки отсечения.

Рассмотрим услугу «скоринг бюро», предоставляемую одним из крупнейших бюро кредитных историй в России ЗАО «ОКБ».

Количество информации, предоставляемой кредитным бюро, может быть очень большим, и многие кредитные организации оказываются не в состоянии самостоятельно оценить и обработать всю информацию. Скоринговые модели бюро агрегируют всю доступную бюро информацию по заемщикам, поэтому они

являются одним из наиболее распространенных и эффективных аналитических инструментов, используемых в современной кредитной сфере для автоматизации процесса принятия решений. Данный скоринг имеет целью составление рейтинга заемщиков по своевременности погашения принятых обязательств, а также определяет вероятность возникновения у заявителя 90-дневной непогашенной задолженности по любому кредитному счету в течение последующих 12 месяцев.

Кредитное бюро ЗАО «ОКБ» начало свою работу в 2004г. Учредители бюро:

Сбербанк России — крупнейший банк в России, Центральной и Восточной Европе, на долю которого приходится около 30% активов российской банковской системы, основной кредитор национальной экономики.

Группа «Experian» — кредитное бюро Великобритании, имеющее 50 000 корпоративных клиентов по всему миру. В базе компании содержится кредитные истории почти 1 млрд. человек. Кроме услуг кредитного бюро, группа Experian является поставщиком специализированного программного обеспечения (системы автоматизации деятельности кредитных отделов банков), разработки скоринговых карт и консалтинга в этой области.

Информационная группа «Интерфакс» включает в себя информационное агентство, рейтинговое агентство Moody's-Interfax, крупнейшую в РФ информационную систему получения данных о юридических лицах «СПАРК», имеет собственную брокерскую торговую систему на рынке ЦБ и информационный терминал. Имеет подразделения во всех регионах РФ, в СНГ, Центральной и Восточной Европе, Юго-Восточной Азии, США, Великобритании и Германии.

Скоринг бюро 1-го поколения был разработан в начале 2006 года, когда в базе данных бюро «Экспириан-Интерфакс» имелось 900 000 счетов. В декабре 2010 года компанией «Экспириан» было внедрено 2-ое поколение Скоринга Бюро на базе данных ЗАО «ОКБ». В августе 2012 года внедрено 3-е поколение Скоринга Бюро.

Особенности Скоринга Бюро 3-го поколения:

а) Скоринг Бюро разработан исключительно на поведенческих данных заемщика, не включает в себя демографические данные, что исключает его корреляцию с заявочными скоринговыми моделями банков.

б) Скоринг Бюро включает индикатор достоверности, который позволяет оценить степень доверия к показателям скоринга на основании доступных данных о заемщиках. При наличии информации о хотя бы одном клиентском счете в базе данных CAIS, индикатор достоверности равен 1, При отсутствии каких-либо данных в базе CAIS (например, для нового заемщика, впервые обратившегося за кредитом), индикатор достоверности равен 0. Эта информация позволяет банку более гибко использовать Скоринг Бюро для принятия решения по заявке.

в) Скоринговая карта Бюро масштабирована в соответствии со стандартной международной шкалой «Экспириан». Калибровка скоринга производится таким образом, что значение соотношения «плохих» / «хороших» остается неизменным внутри каждого интервала.

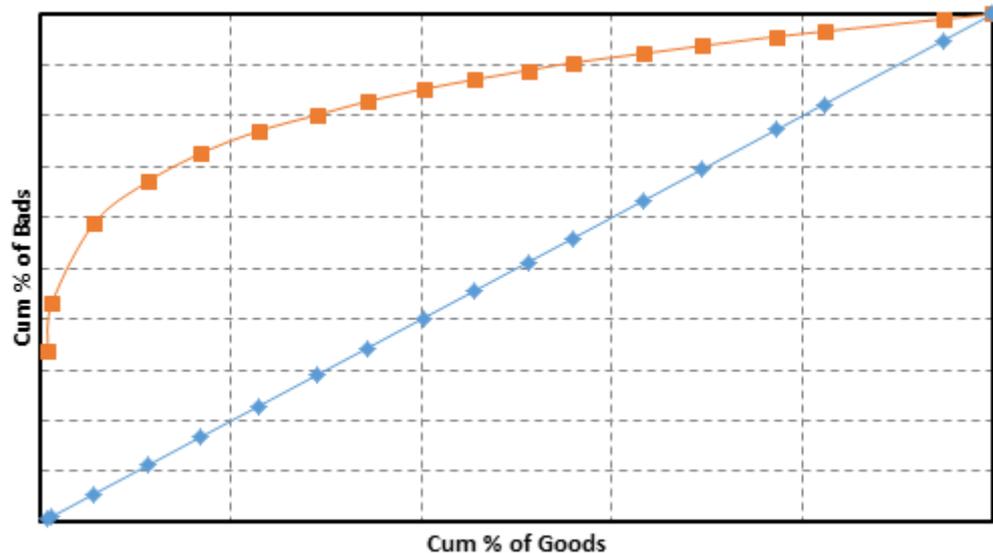
г) Выделяются в отдельную группу клиенты, у которых обнаружен текущий дефолт, т. е. максимальное количество дней в просрочке более 90 за последние 12 месяцев. Такие клиенты получают минимальный скоринговый балл, равный «-111».

Российский Скоринг бюро 3-го поколения предсказывает возможность неисполнения обязательств заемщиком в течение следующих 12-ти месяцев.

При определении показателя «хороший» / «плохой» используется информация на индивидуальном уровне заемщика, а не на уровне счета. Если на протяжении последнего года просрочка выплат по обязательствам составила 3 и более месяцев, то такой клиент считается «плохим», 2 месяца — «неопределенным», до 1-го месяца — «хорошим». При разработке скоринговой модели, клиенты, у которых отсутствовали открытые счета в течение периода, соответствующего периоду прогнозирования, исключались из рассмотрения.

«Плохие» заемщики	Просрочка 3 и более месяцев за последний год
«Неопределенные» заемщики	Просрочка 2 месяца за последний год
«Хорошие» заемщики	Просрочка не более 1 месяца за последний год

В настоящее время коэффициент Gini для российского Скоринга Бюро 3-го поколения составляет 0,68, что указывает на хорошую дискриминирующую способность. Кривая Лоренца для Скоринга Бюро ОКБ изображена на рис. 2.1.



Источник: Руководство по использованию Скоринга Бюро Поколение 3

Рисунок 2.1 — Кривая Лоренца для скоринга бюро

Получение необходимой информации при помощи Скоринга бюро является задачей, осуществляемой не только на этапе привлечения заемщиков. Регулярное обновление базы кредитного бюро и ежемесячное получение скоринга по существующим заемщикам обеспечивает точную и постоянную оценку рисков для принятия решений на протяжении всего цикла взаимоотношений с заемщиком.

а) В целях увеличения размера и повышения качества кредитного портфеля: получение Скоринга бюро и его интеграция в маркетинговые стратегии, моделирующие вероятность отклика и вероятность одобрения заемщика облегчает процесс нахождения конкретной целевой группы.

б) В целях принятия окончательного решения по одобрению на кредит наиболее выгодных заемщиков: стратегии принятия решений помогут не только в определении подходящих условий, но также в выборе выгодной стратегии привлечения и кредитного портфеля.

в) В целях максимально эффективного управления существующей базой заемщиков и сокращения процента их ухода: извлечение информации из

Скоринга бюро и его интеграция в стратегии управления заемщиками не только облегчит управление существенными событиями на счетах клиентов, но и обеспечит точную корректировку кредитных лимитов, а также своевременное и эффективное внедрение стратегий увеличения объемов продаж других продуктов.

г) В целях повышения эффективности деятельности по взысканию: извлечение информации из Скоринга бюро и его интеграция в стратегии по взысканию просроченной задолженности позволяет кредиторам выделять группы по взысканию и, в конечном итоге, внедрять специальные стратегии по взысканию в соответствии с уровнями риска.

Сравнение скоринговых карт, предоставляемых тремя крупнейшими бюро кредитных историй содержится в табл. 2.1.

Таблица 2.1 — Сравнительные характеристики скоринговых моделей БКИ

Параметр сравнения	Эквифакс	НБКИ	ОКБ
1. Данные	При построении модели использовалась вся база данных Бюро. Итоговая выборка была сбалансирована таким образом, чтобы исключить доминирующее положение одного либо группы банков.	Из базы данных НБКИ для разработки модели было взято 250000 субъектов. Данные на 01.08.07, поведение рассматривалось до 01.08.08.	Российский Скоринг Бюро 3-го поколения был построен на данных о счетах, открытых за период июль 2010 – ноябрь 2010, горизонт прогнозирования: июль 2011 – ноябрь 2011.
2. Целевая переменная	Целевая переменная — возникновение просрочки 90+ в течение 12 месяцев после рассматриваемой даты.	Целевая переменная — возникновение просрочки 60+ в течение следующих 12 месяцев, а также взыскание долга через суд и возникновение других неблагоприятных обстоятельств закрытия счета.	Прогнозирует вероятность неисполнения обязательств заемщиком в последующие 12 месяцев, при условии, что он сейчас не находится в просрочке более 90 дней по какому-либо из счетов.
3. Требования к информации о заемщике (о кредитной истории), необходимой для расчета балла	Кредитная история найдена – рассчитывается Скоринг Бюро 2.0; не найдена – рассчитывается Скоринг Бюро 2.0 по	Минимальные требования для расчета (выполнение хотя бы 1 из условий): 1) Информация о кредитах в течение последних 24	Скоринг Бюро рассчитывается при наличии информации о хотя бы одном клиентском счете в базе данных. При отсутствии каких-

Параметр сравнения	Эквифакс	НБКИ	ОКБ
	информации из запросов.	месяцев; 2) Информация о дефолте за последние 24 месяца; 3) Информация о просрочке за последние 24 месяца.	либо данных в базе Скоринг Бюро не рассчитывается.
4. Информация о переменных	1) информация по кредитам, 2) просроченная задолженность по различным кредитным продуктам, 3) информация о запросах, 4) персональные характеристики заемщика, содержащиеся в базе БКИ и др.	1) предыдущая история платежей, 2) непогашенная задолженность, 3) длительность кредитной истории, 4) информация о запросах, 5) тип используемого в данный момент кредита и др.	1) информация по кредитам, 2) просроченная задолженность по обязательствам, 3) кредитная нагрузка на заемщика, 4) история платежей и запросов и др. Скоринг не содержит социо-демографические данные.

2.2. Принципы построения модели логистической регрессии

Существуют различные математические методы для построения скоринговых моделей. Достоинства и недостатки основных методов приведены в табл. 2.2.

Таблица 2.2 — Достоинства и недостатки математических методов построения скоринговых моделей

Метод	Преимущества	Недостатки
Логистическая регрессия	1) не требуется никаких предположений относительно распределения генеральной совокупности; 2) существуют примеры, показывающие, что логистическая регрессия имеет преимущество в качестве прогнозирования перед линейной дискриминационной функцией [126].	1) требует больших вычислительных ресурсов, чем другие линейные методы; 2) для выборок малого объема прогноз может быть некорректным; 3) модель воспроизводит только относительно простой класс зависимостей.
Линейная регрессия	1) не требуется никаких предположений относительно распределения генеральной совокупности;	1) Прогнозное значение целевой переменной может выходить за рамки интервала (0;1);

Метод	Преимущества	Недостатки
	2) не требует специального программного обеспечения и большого объема вычислений.	2) для выборок малого объема прогноз может быть некорректным; 3) модель воспроизводит только относительно простой класс зависимостей.
Линейная дискриминационная функция	не требует специального программного обеспечения и большого объема вычислений	1) Требуется предположения о нормальности распределения генеральной совокупности и о равной дисперсии в группах; 2) нет прямой связи между величиной скоринговой оценки и долей целевого события
Нейронные сети	1) модель воспроизводит зависимости любой сложности; 2) имеет преимущество в качестве прогнозирования перед линейными методами	1) определение параметров модели тяжело поддается контролю; 2) метод требует значительных вычислительных ресурсов; 3) чувствительность результатов обучения к малым изменениям в обучающей выборке

Выбор метода построения рейтинговой модели зависит от следующих факторов [129]:

а) Качество доступных данных. В случае многочисленных пропущенных значений или нелинейной зависимости между характеристиками и целями лучше всего использовать дерево решений;

б) Тип целевой переменной: двоичный («хороший» / «плохой») или непрерывный (прибыль / убыток в рублях);

в) Размер доступных выборок;

г) Платформа для внедрения;

д) Возможность интерпретации результатов;

е) Возможность отслеживать и диагностировать эффективность моделей.

Наиболее удобным с точки зрения разработки и обслуживания рейтинговой модели является метод логистической регрессии. Рассмотрим данный метод более подробно.

Пусть вектор $x' = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ – набор из p независимых переменных, характеризующих клиента. Пусть имеем случайную переменную Y , которая может принимать только два значения: $Y = 1$ в случае дефолта клиента и $Y = 0$ в ином случае. Тогда ожидаемая величина Y равна

$$M(Y) = 1 \cdot P(Y = 1|x) + 0 \cdot P(Y = 0|x) = P(Y = 1|x) = \pi(x),$$

где $\pi(x) = P(Y = 1|x)$ — условная вероятность того, что клиент с набором характеристик x испытает дефолт.

Необходимо подобрать подходящую модель, которая описывала бы зависимость вероятности дефолта $\pi(x)$ от вектора характеристик клиента x . Для этого введем функцию, называемую «шансы» (*odds*). Данная функция определяется как отношение вероятности дефолта к вероятности того, что дефолт не произойдет:

$$odds(x) = \frac{P(Y=1)}{P(Y=0)} = \frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}.$$

Значения этой функции лежат в полуинтервале $[0, \infty)$. Для того чтобы можно было получать значения на всем множестве действительных чисел \mathbb{R} , используется преобразование с помощью логистической функции:

$$g(x) = \ln(odds(x)) = \ln\left(\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right).$$

Введя следующее обозначение

$$g(x) = \beta'x,$$

получим формулу модели логистической регрессии:

$$\pi(x) = \frac{e^{g(x)}}{1+e^{g(x)}}. \quad (2.1)$$

При включении в модель логистической регрессии непрерывных количественных переменных коэффициенты при них будут показывать, на сколько в среднем изменится логарифм шанса наступления просрочки по кредиту при изменении независимой переменной на единицу своего измерения при неизменности остальных переменных. В экспоненциальной форме коэффициенты будут показывать, на сколько в среднем изменятся шансы наступления дефолта при изменении независимой переменной на единицу своего измерения при

неизменности остальных переменных. Если коэффициент регрессии будет положительный, то его экспонента будет больше единицы, и шансы будут возрастать, если коэффициент окажется отрицательным — меньше, шансы будут убывать. При включении в модель бинарной независимой переменной, коэффициент регрессии в экспоненциальной форме при фиктивной переменной будет показывать соотношение шансов проявления дефолтов при наличии фактора, отражаемого бинарной независимой переменной, по сравнению с его отсутствием.

Предположим, что мы имеем набор из n независимых клиентов, для каждого k -го клиента имеем вектор характеристик (также называемых предикторами или регрессорами) $x' = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ и целевую переменную y_k , которая принимает значение $y_k = 1$ в случае дефолта клиента и $y_k = 0$ в ином случае. Необходимо получить оценку вектора $\beta' = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)$ из формулы (2.1). Оценки регрессионных коэффициентов находятся с помощью метода максимального правдоподобия.

Метод максимального правдоподобия основан на функции правдоподобия. Оценкой максимального правдоподобия β является вектор $\hat{\beta}$, максимизирующий функцию правдоподобия.

Используя выражение для $\pi(x)$ из формулы (2.1), запишем условную вероятность того, что k -му клиенту соответствует значение целевой переменной y_k :

$$P(Y_k = y_k | x_k) = \pi(x_k)^{y_k} [1 - \pi(x_k)]^{1-y_k}.$$

Это означает, что если $y_k = 1$, вероятность равна $\pi(x_k)$, если $y_k = 0$, то вероятность равна $1 - \pi(x_k)$.

Исходя из предположения, что наблюдения являются независимыми, мы можем определить функцию правдоподобия $l(\beta)$ как произведение условных вероятностей независимых клиентов:

$$l(\beta) = \prod_{k=1}^n \pi(x_k)^{y_k} [1 - \pi(x_k)]^{1-y_k}. \quad (2.2)$$

Для того чтобы найти максимум данной функции, используем логарифмическое преобразование. Данное преобразование не влияет на точку экстремума и делает функцию более удобной для дифференцирования [105].

$$L(\beta) = \ln l(\beta) = \sum_{k=1}^n (y_k \ln(\pi(x_k)) + (1 - y_k) \ln(1 - \pi(x_k))). \quad (2.3)$$

Теперь можно вычислить частные производные для выражения (2.3) по коэффициентам $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ и приравнять их к нулю. Для этого будем считать, что π из выражения (2.3) является функцией двух переменных β и x . Таким образом, имеем $p + 1$ уравнение правдоподобия:

$$\sum_{k=1}^n [y_k - \pi(x_k)] = 0 \quad (2.4)$$

и

$$\sum_{k=1}^n x_{ki} [y_k - \pi(x_k)] = 0 \quad (2.5)$$

для $i = 1, 2, \dots, p$, где x_{ki} — i -й элемент вектора x_k .

Процедура решения уравнений правдоподобия реализована в специализированных статистических программах. Решив данные уравнения, получим оценку максимального правдоподобия $\hat{\beta}$ для вектора параметров β .

Рассчитанные с помощью модели логистической регрессии значения вероятности обозначим $\hat{\pi}(x_k)$.

Пусть $I(\beta)$ — матрица вторых производных $L(\beta)$:

$$\frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_j^2} = - \sum_{k=1}^n x_{ki}^2 \pi(x_k) (1 - \pi(x_k)),$$

$$\frac{\partial^2 L(\beta)}{\partial \beta_i \partial \beta_j} = - \sum_{k=1}^n x_{ki} x_{kj} \pi(x_k) (1 - \pi(x_k))$$

для $i, j = 0, 1, 2, \dots, p$. Данная матрица называется также информационной матрицей [105]. Дисперсии и ковариации рассчитанных коэффициентов находятся с помощью вычисления обратной матрицы и обозначаются как $Var(\beta) = I^{-1}(\beta)$. За исключением особых случаев невозможно написать явное выражение для элементов этой матрицы. Таким образом, будем использовать обозначение $\widehat{Var}(\hat{\beta}_i)$ для i -го диагонального элемента этой матрицы, являющегося оценкой

дисперсии $\hat{\beta}_i$, и $\widehat{Cov}(\hat{\beta}_i, \hat{\beta}_j)$, $i, j = 0, 1, 2, \dots, p$ для обозначения произвольных недиагональных элементов, являющихся оценкой ковариации $\hat{\beta}_i$ и $\hat{\beta}_j$.

Благодаря асимптотическим свойствам оценок максимального правдоподобия, можно получить асимптотические оценки $\widehat{SE}(\hat{\beta}_i)$ стандартных ошибок оценок параметров $\hat{\beta}_i$. Предполагаемые стандартные ошибки оцененных коэффициентов обозначим

$$\widehat{SE}(\hat{\beta}_i) = \sqrt{\widehat{Var}(\hat{\beta}_i)}$$

для $i = 0, 1, 2, \dots, p$.

Информационную матрицу можно записать в виде $\hat{I}(\hat{\beta}) = X^T V X$, где X – это матрица размерностью $n \times (p + 1)$, включающая информацию по каждому заемщику, V – это диагональная матрица размерностью $n \times n$, элементами которой являются $\hat{\pi}_j(1 - \hat{\pi}_j)$. Матрица X имеет вид [105]:

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix},$$

матрица V имеет вид:

$$V = \begin{bmatrix} \hat{\pi}_1(1 - \hat{\pi}_1) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \hat{\pi}_2(1 - \hat{\pi}_2) & \cdots & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \hat{\pi}_n(1 - \hat{\pi}_n) \end{bmatrix}.$$

Из асимптотической нормальности оценок, полученных с помощью метода максимального правдоподобия, мы знаем, что

$$\frac{\hat{\beta}_i - \beta_i}{\widehat{SE}(\hat{\beta}_i)} \sim N(0, 1).$$

Можно рассчитать статистику Вальда как отношение оценки максимального правдоподобия $\hat{\beta}_i$ к ее стандартной ошибке $\widehat{SE}(\hat{\beta}_i)$:

$$W = \frac{\hat{\beta}_i}{\widehat{SE}(\hat{\beta}_i)}.$$

Нулевая гипотеза состоит в том, что $\beta_i = 0$ и полученное соотношение имеет стандартное нормальное распределение. Поэтому, если для заданного уровня надежности α $|W|$ больше, чем соответствующий квантиль стандартного нормального распределения $z_{1-\frac{\alpha}{2}}$, нулевая гипотеза отвергается, и с уровнем надежности $1 - \alpha$ параметр является значимым.

Доверительный интервал для отдельного коэффициента модели β_i с уровнем надежности α [20]:

$$\hat{\beta}_i \pm z_{1-\alpha/2} \widehat{SE}(\hat{\beta}_i).$$

Оценка дисперсии логита равна:

$$\widehat{Var}[\hat{g}(x)] = \sum_{i=0}^p x_i^2 \cdot \widehat{Var}(\hat{\beta}_i) + \sum_{i=0}^p \sum_{j=i+1}^p 2x_i x_j \cdot \widehat{Cov}(\hat{\beta}_i, \hat{\beta}_j).$$

Доверительный интервал для логита:

$$\hat{g}(x) \pm z_{1-\alpha/2} \widehat{SE}[\hat{g}(x)].$$

Доверительный интервал для вероятности $y=1$:

$$\frac{e^{\hat{g}(x) \pm z_{1-\alpha/2} \widehat{SE}[\hat{g}(x)]}}{1 + e^{\hat{g}(x) \pm z_{1-\alpha/2} \widehat{SE}[\hat{g}(x)]}}.$$

Общую значимость p коэффициентов, стоящих перед независимыми переменными в модели, можно оценить с помощью критерия отношения правдоподобия. Предположим, что $\hat{\beta}_u$ – вектор оценок параметров, формула регрессионной модели:

$$\pi_u(x) = \frac{e^{(\hat{\beta}_u)'x}}{1 + e^{(\hat{\beta}_u)'x}},$$

соответствующая функция правдоподобия:

$$l(\hat{\beta}_u) = \prod_{k=1}^n \pi_u(x_k)^{y_k} [1 - \pi_u(x_k)]^{1-y_k}.$$

Если нужно оценить статистическую значимость набора из q параметров, где $q \leq p$, обозначим $\hat{\beta}_r$ усеченный вектор оценок параметров, тогда формула регрессионной модели:

$$\pi_r(x) = \frac{e^{(\hat{\beta}_r)'x}}{1 + e^{(\hat{\beta}_r)'x}},$$

соответствующая функция правдоподобия:

$$l(\hat{\beta}_r) = \prod_{k=1}^n \pi_r(x_k)^{y_k} [1 - \pi_r(x_k)]^{1-y_k}.$$

Нулевая гипотеза состоит в том, что все q параметров равны нулю и статистика

$$G = -2 \ln \left(\frac{l(\hat{\beta}_r)}{l(\hat{\beta}_u)} \right). \quad (2.6)$$

имеет распределение хи-квадрат с q степенями свободы. Если G больше чем квантиль $\chi_{1-\alpha}^2(q)$, нулевая гипотеза отвергается с уровнем надежности $1 - \alpha$, с заключением, что с вероятностью $1 - \alpha$ один из параметров не равен нулю.

Поэтапная процедура отбора или удаления переменных из модели основана на статистическом алгоритме, который проверяет важность переменных и либо включает, либо не включает их на основе фиксированного правила принятия решений. «Важность» переменной определяется статистической значимостью коэффициента при ней. В логистической регрессии ошибки должны иметь биномиальное распределение, значимость оценивается с помощью критерия отношения правдоподобия хи-квадрат. Таким образом, на любом этапе процедуры, наиболее важной переменной, со статистической точки зрения, является та, которая приведет к наибольшему увеличению статистики отношения правдоподобия G .

Категориальная переменная, принимающая j различных значений, включается в модель в виде $j - 1$ фиктивной переменной. Поскольку величина G зависит от числа степеней свободы, любая процедура, основанная на статистике отношения правдоподобия G , должна учитывать возможные различия в количестве степеней свободы между переменными. Это делается путем оценки значимости G с помощью p -значений (вероятностной оценки).

Алгоритм пошагового включения переменных в модель выглядит следующим образом [105].

Шаг 0. Предположим, что мы имеем в распоряжении в общей сложности p независимых переменных, каждая из которых может повлиять на значение целевой переменной. На нулевом шаге в модель включается только константа, проводится оценка ее логарифма правдоподобия L_0 . Далее в модель по очереди включается каждая из p независимых переменных. Пусть величина логарифма

правдоподобия для модели, содержащей переменную x_i на нулевом шаге, равна $L_i^{(0)}$. Индекс i относится к переменной, которая была добавлена в модель, верхний индекс (0) показывает номер шага.

Пусть величина теста отношения правдоподобия для модели, содержащей x_i в сравнении с моделью, включающей только константу, равна $G_i^{(0)} = -2(L_0 - L_i^{(0)})$, p -значения в таком случае будут равны $p_i^{(0)}$. Таким образом, это p -значение определяется вероятностью $Pr[\chi^2(\nu) > G_i^{(0)}] = p_i^{(0)}$, где $\nu = 1$, если x_i непрерывная переменная, и $\nu = j - 1$, если x_i категориальная переменная, принимающая j значений.

Наиболее важной является переменная с наименьшим p -значением. Если обозначить эту переменную x_{e_1} , то $p_{e_1}^{(0)} = \min(p_i^{(0)})$. Индекс « e_1 » используется для обозначения переменной, которая является кандидатом на включение в модель на этапе 1. Например, если переменная x_2 имела наименьшее p -значение, то $p_2^{(0)} = \min(p_i^{(0)})$, и $e_1 = 2$. Вывод о важности переменной делается на основе уровня «альфа» $p_E = 0,05$.

Шаг 1. Шаг 1 начинается с построения модели логистической регрессии, содержащей x_{e_1} . Пусть $L_{e_1}^{(1)}$ - логарифм функции правдоподобия этой модели. Чтобы определить, является ли какая-нибудь из оставшихся $p - 1$ переменных важной, строится $p - 1$ модель логистической регрессии, включающей x_{e_1} и x_i , $i = 1, 2, 3, \dots, p$, $i \neq e_1$. Пусть логарифмическая функция правдоподобия модели, содержащей x_{e_1} и x_i равна $L_{e_1 i}^{(1)}$, пусть тест отношения правдоподобия для модели, содержащей x_i в сравнении с моделью, включающей только константу, равен $G_i^{(0)} = -2(L_0 - L_i^{(0)})$. Обозначим p -значение для этой статистики как $p_i^{(1)}$. Обозначим x_{e_2} переменную с наименьшим p -значением на шаге 1, где $p_{e_2}^{(1)} = \min(p_i^{(1)})$. Если эта величина меньше, чем p_E , то переход к шагу 2, иначе остановка.

Шаг 2. На этом шаге строится модель, включающая обе переменные x_{e_1} и x_{e_2} . Таким образом, шаг 2 включает в себя проверку на обратное исключение. Это достигается путем построения моделей, которые исключают одну из переменных, добавленных на предыдущих этапах, и оценкой значимости удаленной переменной. На шаге 2 обозначим $L_{-e_i}^{(2)}$ логарифмическую функцию правдоподобия модели, которая получена путем удаления переменной x_{e_i} . Соответственно, пусть тест отношения правдоподобия этой модели по сравнению с полной моделью на этапе 2 равен $G_{-e_i}^{(2)} = -2 \left(L_{-e_i}^{(2)} - L_{e_1 e_2}^{(2)} \right)$, p -значение равно $p_{-e_i}^{(2)}$. Чтобы выяснить, следует ли переменную исключить из модели, программа выбирает ту переменную, которая при исключении дает максимальное p -значение. Обозначим эту переменную x_{r_2} , $p_{r_2}^{(2)} = \max \left(p_{-e_i}^{(2)}, p_{-e_2}^{(2)} \right)$. Чтобы решить, нужно ли исключать x_{r_2} из модели, программа сравнивает $p_{r_2}^{(2)}$ с уровнем «альфа», $p_R = 0,10$, который показывает минимальный уровень вклада в значимость модели.

Если максимальное p -значение исключения, $p_{r_2}^{(2)}$, превышает p_R , то x_{r_2} удаляется из модели. Если $p_{r_2}^{(2)}$ меньше p_R , то x_{r_2} остается в модели.

При пошаговом включении переменных в модель каждая из $p - 2$ моделей логистической регрессии строится с включением в модель переменных x_{e_1} , x_{e_2} и x_i , $i = 1, 2, 3, \dots, p$, $i \neq e_1, e_2$. Программа оценивает логарифм функции правдоподобия для каждой модели, вычисляет тест отношения правдоподобия, сравнивает с моделью, содержащей только x_{e_1} и x_{e_2} , и определяет соответствующее p -значение. Пусть x_{e_3} обозначает переменную с минимальным p -значением, то есть $p_{e_3}^{(2)} = \min \left(p_i^{(2)} \right)$. Если это значение меньше, чем p_E , $p_{e_3}^{(2)} < p_E$, то программа переходит к шагу 3; в противном случае она останавливается.

Шаг 3. Процедура на шаге 3 идентична процедуре на шаге 2. Программа строит модель, включая переменную, выбранную на предыдущем шаге, выполняет проверку значимости каждой переменной, включает новую переменную. Процесс продолжается до тех пор, пока не наступит одно из

событий: 1) все p переменных включены в модель или 2) все переменные в модели имеют p -значения исключения меньше, чем p_R , и переменные, не включенные в модель имеют p -значения включения превосходят p_E . Таким образом, на этом шаге модель содержит те переменные, которые являются значимыми по критериям p_E и p_R . Эти переменные включаются в итоговую модель.

2.3. Оценка качества модели логистической регрессии

а) Критерий хи-квадрат Пирсона

Предположим, что модель содержит p независимых переменных, $x' = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_p)$, и пусть J обозначает число различных значений x . Если некоторые субъекты имеют одинаковое значение x , то $J < n$. Если $J = n$, то в модели есть хотя бы одна номинальная переменная. Обозначим количество субъектов с $x = x_j$ как m_j , $j = 1, 2, 3, \dots, J$. Это означает, что $\sum m_j = n$.

В логистической регрессии существует несколько возможных способов измерения отклонения наблюдаемых от модельных значений ($y - \hat{y}$). Модельные значения в логистической регрессии рассчитываются для каждого набора значений переменных и зависят от расчетной вероятности для этого набора значений переменных, обозначим модельное значение для j -ого набора значений переменных \hat{y}_j , где

$$\hat{y}_j = m_j \hat{\pi}_j = m_j \frac{e^{\hat{g}(x_j)}}{1 + e^{\hat{g}(x_j)}},$$

где $\hat{g}(x_j)$ — оценка значения логистической функции.

Для конкретного набора значений переменных остатки по Пирсону определяются следующим образом:

$$r(y_j, \hat{\pi}_j) = \frac{(y_j - m_j \hat{\pi}_j)}{\sqrt{m_j \hat{\pi}_j (1 - \hat{\pi}_j)}}.$$

Статистика хи-квадрат Пирсона рассчитывается по формуле [105]:

$$X^2 = \sum_{j=1}^J r(y_j, \hat{\pi}_j)^2.$$

Когда $J = n$ и построенная модель логистической регрессии корректна, распределение статистики X^2 аппроксимируется распределением хи-квадрат с $J - (p + 1)$ степенями свободы, $\chi^2(J - p - 1)$.

б) Тест Хосмера-Лемешова

Предположим, что $J = n$. В этом случае мы предполагаем, что число столбцов n соответствует n значениям расчетных вероятностей, первый столбец соответствует наименьшему значению, и n -ый столбец — наибольшему значению.

Разобьем наблюдения по группам на основе децилей оцененных вероятностей.

Количество групп g равно 10. В первой группе содержатся $n'_1 = n/10$ наблюдений, имеющих наименьшие оценки вероятности, в последней группе содержатся $n'_{10} = n/10$ наблюдений, имеющих самые большие оценки вероятности. Для строки $y = 1$ оценки ожидаемых значений получаются путем суммирования оценок вероятности по всем наблюдениям в группе. Для строки $y = 0$ оценки ожидаемых значений получается суммированием по всем наблюдениям в группе, единица минус расчетная вероятность. Статистика качества прогноза Хосмера-Лемешова \hat{C} рассчитывается с помощью статистики хи-квадрат Пирсона из таблицы наблюдаемых и рассчитанных ожидаемых частот размерностью $g \times 2$. Формула для расчета статистики \hat{C} [105]:

$$\hat{C} = \sum_{k=1}^g \frac{(o_k - n'_k \bar{\pi}_k)^2}{n'_k \bar{\pi}_k (1 - \bar{\pi}_k)}, \quad (2.7)$$

где n'_k - общее количество наблюдений в k -ой группе,

c_k — количество наборов значений переменных в k -ом дециле,

$$o_k = \sum_{j=1}^{c_k} y_j,$$

o_k - количество положительных исходов среди c_k наборов значений переменных,

и

$$\bar{\pi}_k = \sum_{j=1}^{c_k} \frac{m_j \hat{\pi}_j}{n'_k},$$

$\hat{\pi}_j$ - среднее оценок вероятностей.

Когда $J = n$ и построенная модель логистической регрессии корректна, распределение статистики \hat{C} аппроксимируется распределением хи-квадрат с $g - 2$ степенями свободы, $\chi^2(g - 2)$. Предполагается, что, когда $J \approx n$, статистика \hat{C} так же аппроксимируется распределением $\chi^2(g - 2)$.

в) Площадь под ROC-кривой

В случае, когда рейтинговая модель предсказывает вероятность принадлежности заемщика к классу «плохих», предсказанный рейтинговой моделью класс определяется на основе разделяющего значения. Если вероятность выше разделяющего значения, заемщик считается «плохим», если ниже — «хорошим». Учитывая фактический и предсказанный класс, можно отнести заемщика к одной из четырех возможных групп. Если заемщик является «плохим», и он классифицируется моделью как «плохой», он считается истинно положительным (TP); если он классифицируется как «хороший», он считается ложно отрицательным (FN). Если заемщик является «хорошим» и он классифицируется как «хороший», он считается истинно отрицательным (TN); если он классифицируется как «плохой», это считается ложным срабатыванием (FP).

Точность модели характеризуется двумя показателями: чувствительностью (Sensitivity) и специфичностью (Specificity). Чувствительность измеряется долей истинно положительных результатов — долей положительных результатов у «плохих» заемщиков, рассчитывается по формуле $TP/(TP+FN)$. Модель с высокой чувствительностью характеризуется ужесточенным отбором клиентов — максимальным предотвращением пропуска «плохих» заемщиков — и является консервативной. Специфичность измеряется долей истинно отрицательных результатов у «хороших» заемщиков, рассчитывается по формуле $TN/(TN+FP)$. Модель с высокой специфичностью менее тщательно выявляет «плохих»

заемщиков и является рискованной. Ее задача — минимизировать упущенную выгоду, связанную с отказом в выдаче кредита.

По оси ординат отложим *чувствительность*, а по оси абсцисс *1-специфичность* и отметим на этом графике всевозможные сочетания этих двух величин при различных разделяющих значениях. Соединив эти точки, получим ROC-кривую. Площадь под ROC-кривой (AUC) представляет собой меру дискриминации, которая является вероятностью того, что субъект, который выйдет в дефолт, будет иметь более высокую $Pr(Y = 1)$, чем субъект, который не выйдет.

Значение площади под ROC-кривой можно интерпретировать следующим образом:

$AUC = 0,5$	Отсутствие дискриминации (т.е. модель аналогична случайному выбору)
$0,7 \leq AUC < 0,8$	Приемлемое качество дискриминации
$0,8 \leq AUC < 0,9$	Отличное качество дискриминации
$AUC \geq 0,9$	Превосходное качество дискриминации

Площадь под ROC-кривой – это общепринятый показатель оценки качества классификации рейтинговой модели. В случае если необходимо сравнить между собой несколько моделей, обычно сравнивают их AUC, модель, у которой этот показатель наибольший, обладает лучшей разделяющей способностью и, следовательно, является предпочтительной. Однако не всегда применение модели с наибольшей AUC целесообразно для банка с точки зрения прибыльности.

Пусть имеется выборка заемщиков $S = \{(p_1, y_1), (p_2, y_2), \dots, (p_n, y_n)\}$, где p_i — вероятность принадлежности заемщика к классу «плохих», рассчитанная на основе рейтинговой модели; $y_i \in \{0,1\}$ – фактическая принадлежность заемщика к классу «плохих», если $y = 1$, или «хороших», если $y = 0$. Тогда площадь по ROC кривой для данной модели может быть вычислена по формуле:

$$AUC = \frac{\sum_{p_i \in \text{class}(0); p_j \in \text{class}(1)} s(p_i, p_j)}{n^0 \cdot n^1}, \quad (2.8)$$

где n^0 и n^1 – количество заемщиков в выборке, принадлежащих к классу «хороших» и «плохих» соответственно, и $s(p_i, p_j)$ определяется следующим образом:

$$s(p_i, p_j) = \begin{cases} 0, & \text{если } p_i > p_j \\ 0,5, & \text{если } p_i = p_j \\ 1, & \text{если } p_i < p_j. \end{cases} \quad (2.9)$$

В данном случае при расчете AUC заемщики разделяются на два класса только по одному признаку — вероятности дефолта. Если выдавать всем заемщикам кредит по одной ставке, то сравнение моделей на основе AUC будет справедливым. Однако на практике в банках действует система индивидуальных скидок и надбавок, поэтому предлагаемые заемщикам ставки различаются. Отсюда возникает проблема выбора рейтинговой модели, применение которой позволит получить наибольшую прибыль.

Пусть сравниваются две модели, которые на основе социальных характеристик предсказывают вероятность принадлежности заемщика к классу «плохих». Каждому заемщику ставится в соответствие три параметра: p_j — вероятность дефолта, рассчитанная на основе рейтинговой модели, r_j — эффективная процентная ставка и y_j — индикатор фактической принадлежности заемщика к классу «плохих». Трансфертная ставка для банка равна r_{tr} .

Координаты ROC-кривой для двух сравниваемых моделей, рассчитанные на основе статистики, предоставленной банком, а так же прибыль, которую мог бы получить банк, применяя ту или другую модель, содержатся в табл. 2.3.

Таблица 2.3— Характеристики моделей

Разделяющее значение	Модель №1			Модель №2		
	Чувствительность	1-специфичность	Прибыль, руб.	Чувствительность	1-специфичность	Прибыль, руб.
0,000	1,00	1,00	0	1,00	1,00	0
0,015	0,97	0,74	51 627 080	0,96	0,67	19 799 834
0,030	0,91	0,57	71 127 733	0,89	0,49	34 168 811
0,045	0,82	0,44	81 253 315	0,79	0,37	43 201 456
0,060	0,74	0,34	85 827 288	0,72	0,28	48 782 927
0,075	0,65	0,27	85 832 050	0,64	0,22	52 780 692
0,090	0,53	0,21	81 787 829	0,52	0,17	51 519 959
0,105	0,46	0,16	80 473 810	0,46	0,14	51 835 260
0,120	0,37	0,14	74 798 058	0,40	0,11	53 041 657
0,135	0,34	0,11	74 778 575	0,36	0,10	52 805 823
0,150	0,27	0,09	71 912 681	0,31	0,08	51 446 949
0,550	0,00	0,00	58 935 486	0,00	0,00	52 185 142
AUC	0,75			0,78		

Прибыль банка на временном горизонте 1 год рассчитывается как сумма финансовых результатов по всем договорам. Финансовый результат по j -му договору, полученный по итогам года, рассчитывается по формуле:

$$C_j = \begin{cases} D_j \cdot M_j, & \text{если } y_j = 0, \\ -D_j, & \text{если } y_j = 1, \end{cases} \quad (2.10)$$

где D_j — сумма выдачи по j -му договору;

M_j — маржа по договору.

Как видно из табл. 2.3, Модель №1 имеет меньшую площадь под ROC-кривой по сравнению с Моделью №2, но дает большую прибыль.

Для того чтобы учесть этот факт при выборе модели, предлагается рассчитывать показатель AUC по формуле (2.8), а $s(p_i, p_j)$ определять следующим образом:

$$s(p_i, p_j)^* = \begin{cases} 1, & \text{если } p_i < p_j \text{ и } r_i \geq r_j, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (2.11)$$

Для Модели №1 показатель, рассчитанный по формулам (2.8) и (2.11), равен 0,42, для модели №2 — 0,36. Таким образом, мы получили показатель качества дискриминации рейтинговой модели, учитывающий не только способность модели отделять «хороших» заемщиков от «плохих», но и более выгодных от менее выгодных.

Следует отметить, что рассчитанная с помощью формул (2.8) и (2.11) площадь под ROC кривой имеет значение менее 0,5. Для AUC в традиционном понимании это очень низкое значение, однако, AUC с учетом доходности следует интерпретировать по-другому. Разработанный показатель следует использовать с целью сравнения прогностических способностей конкурирующих рейтинговых моделей, например в контексте задачи о замене действующей модели на новую.

г) Критерий Колмогорова-Смирнова (К-С).

С помощью критерия К-С проверяется предположение о том, что две выборки принадлежат одной генеральной совокупности. Нулевая гипотеза состоит в том, что два кумулятивных распределения «хороших» и «плохих» заемщиков статистически одинаковы. Статистика К-С рассчитывается по формуле [61]:

$$D_{m,n} = \max_x |F_m(x) - G_n(x)| \cdot 100, \quad (2.12)$$

где $F_m(x)$ и $G_n(x)$ — эмпирические кумулятивные распределения рейтингового балла для «плохих» и «хороших» заемщиков;

n, m — количество «плохих» и «хороших» заемщиков.

Для проверки гипотезы о равенстве двух функций распределения нужно найти максимальную разность между кумулятивным процентом «хороших» и «плохих» кредитов и вычислить по формуле (2.12) статистику Колмогорова-Смирнова (см. рис. 2.2). Полученное значение статистики необходимо сравнить с табличным значением, найденным по таблице распределения Колмогорова-Смирнова с выбранным уровнем значимости, или при числе «плохих» и «хороших» заемщиков соответственно больше 80 можно взять приближенное пороговое значение, вычисляемое по формуле:

$$z(\alpha) \sqrt{\frac{m+n}{mn}}, \quad (2.13)$$

где $z(\alpha)$ — значение, соответствующее выбранному уровню значимости.

Если расчетное значение статистики по формуле (2.12) меньше порогового по таблице или по формуле (2.13), то гипотезу о равенстве двух функций распределений отвергают. Диапазон изменения значений статистики Колмогорова-Смирнова может быть от 0 до 100. Чем выше значение статистики Колмогорова-Смирнова, тем лучше классифицирует модель. Можно придерживаться следующей шкалы для оценки качества модели по статистике Колмогорова:

Меньше 20	плохая
В диапазоне 20-40	нормальная
В диапазоне 41-50	хорошая
В диапазоне 51-60	очень хорошая
В диапазоне 61-100	замечательная

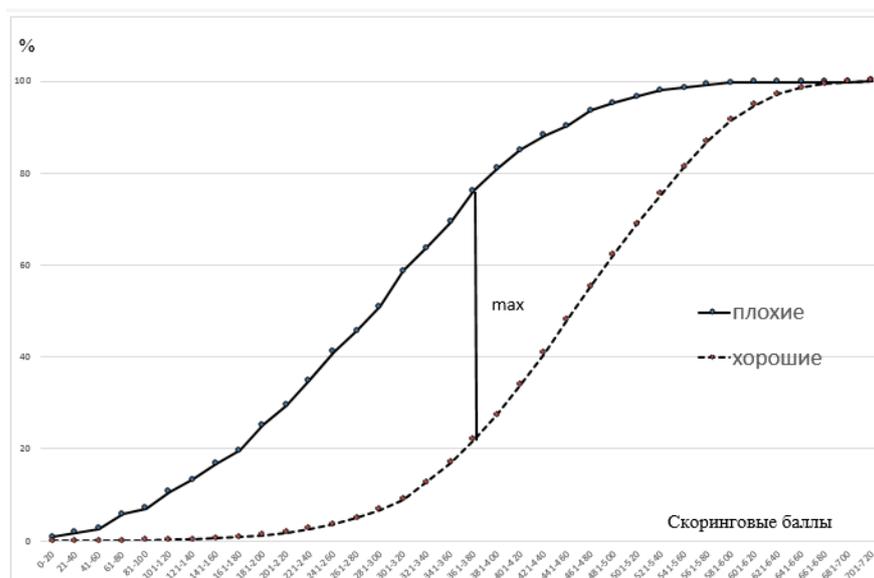


Рисунок 2.2 — Графическая иллюстрация расчета статистики Колмогорова-Смирнова

2.4. Предварительный анализ независимых переменных

Предварительный анализ характеристик решает задачу определения набора сильных характеристик для включения в регрессионную модель. Частная корреляция рассчитывается с целью оценки эффективности каждой характеристики в качестве предиктора поведения заемщика. При использовании факторного анализа переменные группируются, и появляется возможность выбрать одну репрезентативную переменную из каждого подмножества. Факторный анализ дает направление и структурирует выполнение задачи сокращения количества переменных до размеров меньшего, легче поддающегося интерпретации подмножества [61].

При исследовании «взаимозависимостей» переменных часто возникают следующие трудности: если одна величина коррелирована с другой, то это может быть отражением того факта, что обе эти величины коррелированы с некоторой третьей величиной или с совокупностью величин, которые не введены в исследование. Указанная ситуация приводит к рассмотрению частных корреляций, т.е. корреляций между двумя величинами при фиксированных значениях остальных величин.

Если корреляция между двумя величинами уменьшается, когда некоторая третья случайная величина фиксирована, то это означает, что взаимозависимость исходных величин возникает частично под воздействием этой величины; если же частная корреляция равна нулю или очень мала, то можно сделать вывод, что их взаимозависимость целиком обусловлена собственным воздействием и никак не связана с новой величиной.

Наоборот, если частная корреляция больше первоначальной корреляции между двумя величинами, то мы заключаем, что третья величина ослабила исходную связь.

Если имеются три переменные, можно вычислить следующие коэффициенты частной корреляции: r_{YX_1, X_2} , r_{YX_2, X_1} , $r_{X_1 X_2, Y}$. Коэффициент частной корреляции $r_{AB, C}$ для трех переменных (где A, B, C – переменные), показывающий корреляцию между A и B после удаления линейной связи между C и переменными A и B , вычисляется по формуле [128]:

$$r_{AB, C} = \frac{r_{AB} - r_{AC}r_{BC}}{\sqrt{(1 - r_{AC}^2)(1 - r_{BC}^2)}}.$$

Квадрат коэффициента частной корреляции представляет собой долю дисперсии целевой переменной, которая объясняется одной из независимых переменных при условии, что остальные переменные — константы. Например, r_{YX_1, X_2}^2 — это доля дисперсии результирующей переменной, которая может быть объяснена с помощью переменной X_1 , при условии, что линейная связь переменной X_2 с переменными Y и X_1 исключена.

Для отбора независимых переменных, которые могут быть включены в рейтинговую модель, используется факторный анализ. Процедура включает в себя три основных этапа: подготовка соответствующей матрицы корреляций (или ковариаций), выделение первоначальных факторов с помощью метода главных компонент и вращение методом варимакс с целью получения окончательного решения.

Анализ главных компонент содержит следующие этапы. На первом шаге выбирается главная ось. Главная ось — это наиболее информативная ось в

описании точек. В общем случае главная ось задается линией, для которой сумма квадратов расстояний до всевозможных точек минимальна. Первая главная компонента есть представление точек, расположенных вдоль выбранной главной оси. Поскольку первая компонента определена таким образом, что основная доля информации содержится именно в ней (дисперсия в направлении этой компоненты максимальна), вторая компонента определяется аналогичным образом при условии, что ее ось перпендикулярна первой.

Основной математический метод получения направлений главных осей основан на нахождении собственных чисел и векторов корреляционной матрицы. Уравнение с использованием матричной записи для определения собственных чисел и векторов имеет следующую форму [34]:

$$RV = \lambda V,$$

где R — матрица, для которой ищется решение; V — искомый собственный вектор, а λ — собственное число. Решение базируется на более простой форме в виде детерминанта матрицы:

$$\text{Det}(R - I\lambda) = 0,$$

что дает для квадратной матрицы уравнение

$$\text{Det} \begin{pmatrix} 1 - \lambda & r_{12} \\ r_{12} & 1 - \lambda \end{pmatrix} = 0,$$

которое по определению детерминанта может быть представлено в виде

$$(1 - \lambda)(1 - \lambda) - r_{12}(r_{12}) = 0.$$

Раскрывая скобки и группируя члены, получаем:

$$\lambda^2 - 2\lambda + (1 - r_{12}^2) = 0.$$

Собственные числа теперь могут быть получены при решении квадратного уравнения. Для двумерной корреляционной матрицы собственные числа имеют вид

$$\lambda_1 = 1 + r_{12},$$

$$\lambda_2 = 1 - r_{12}.$$

Если между двумя переменными имеется линейная зависимость, то одно собственное число будет 2, а другое — 0. Для некоррелированных переменных оба собственных числа будут равны 1.

Сумма собственных чисел $\lambda_1 + \lambda_2 = (1 + r_{12}) + (1 - r_{12}) = 2$ равна числу переменных, а произведение $\lambda_1 \lambda_2 = (1 - r_{12}^2)$ равно детерминанту корреляционной матрицы.

Эти свойства сохраняются для корреляционных матриц любой размерности, причем первое (большее) собственное число представляет величину дисперсии, соответствующую первой главной оси, а второе собственное число — величину дисперсии, соответствующую второй главной оси и так далее. Так как при использовании корреляционной матрицы сумма собственных чисел равна числу переменных, то, разделив первое собственное число на m (число переменных), можем получить долю дисперсии, соответствующую данному направлению или компоненте:

$$\left(\begin{array}{c} \text{Доля соответствующая} \\ \text{данной компоненте} \end{array} \right) = \frac{\text{(Соответствующее собственное число)}}{m}.$$

При определении соответствующих собственных векторов есть дополнительное ограничение, состоящее в том, что их длина должна быть единичной. По этой причине коэффициенты нагрузок для главных компонент получаются делением коэффициентов собственных векторов на квадратный корень соответствующих собственных чисел, что правильно отражает относительную долю дисперсии наблюдений.

В случае некоррелированных переменных главных компонент не существует, так как все они равноправны: каждой соответствует одинаковая доля дисперсии. Если же корреляция между переменными увеличивается, то доля, объясняемая несколькими первыми компонентами, возрастает.

Применение метода главных компонент приводит к набору ортогональных факторов, упорядоченных в порядке убывания их значимости. В результате этих ограничений, во-первых, факторная сложность переменных будет больше единицы, независимо от вида истинной факторной структуры, т.е. переменные

будут иметь нагрузки более чем на один фактор; во-вторых, все факторы, за исключением первого, являются биполярными, т. е. некоторые переменные должны иметь положительную нагрузку на этот фактор, а некоторые — отрицательную.

Итак, на первом этапе анализа определяется минимальное число факторов, адекватно воспроизводящих наблюдаемые корреляции, а также значения общностей каждой переменной. Следующий шаг состоит в нахождении легко интерпретируемых факторов с помощью процедуры вращения. При этом число факторов и значения общностей переменных фиксируются.

Каждая пара факторов поворачивается относительно переменных до тех пор, пока не достигается наибольшая простота структуры. В качестве критерия простоты был выбран индекс сложности каждого фактора (варимакс).

Индекс сложности v_j фактора j равен:

$$v_j = \frac{n \sum_{i=1}^n (b_{ij}^4) - (\sum_{i=1}^n b_{ij}^2)^2}{n^2},$$

где b_{ij} — факторная нагрузка j -го фактора на i -ю переменную.

Общая мера простоты задается критерием варимакс [34]:

$$V = \sum_{j=1}^r v_j = \frac{\sum_{j=1}^r n \sum_{i=1}^n (b_{ij}^4) - \sum_{j=1}^r (\sum_{i=1}^n b_{ij}^2)^2}{n^2}.$$

2.5. Обзор существующих методик совмещения нескольких рейтинговых моделей

Внутренняя рейтинговая модель — это скоринг, разработанный исключительно на данных банка и не учитывающий данные из других источников. Внешний скоринг — скоринг бюро или любой другой скоринг, основанный на информации, полученной из внешних источников, и игнорирующий внутренние данные, не указываемые во внешних источниках.

Внутренний скоринг, как правило, используются только там, где имеется богатый источник информации, который может предоставлять требуемую информацию без необходимости обращения к любым иным дополнительным

источникам. Однако, в силу того что немногие финансовые организации располагают качественными и информативными данными о своих заемщиках, является актуальной проблема недостатка информации о кредитной истории. С развитием сервисов, предоставляемых бюро кредитных историй (БКИ), банки получили возможность использовать в моделях агрегированные данные о платежной дисциплине заемщиков в виде скорингового балла БКИ. Таким образом, становится актуальной проблема совмещения внутренней и внешней рейтинговой модели, поскольку эффективность прогноза модели в рамках интегральной системы может быть значительно ниже эффективности прогноза каждой рейтинговой модели взятой в отдельности.

По своей прогностической силе поведенческие данные имеют большее значение, чем демографические характеристики, так как они ближе к реальному поведению человека по отношению к обслуживанию долга, чем типичные переменные, основанные на демографических данных, такие как пол, возраст, образование, семейное положение и др. Рейтинговая модель, построенная по демографическим характеристикам, отражает «образ» типичного клиента целевой группы банка, а также, косвенно, социально-экономические показатели конкретного региона. В результате совмещения в модели оценки кредитного риска заемщика поведенческих и демографических данных повышается ее прогностическая сила.

Скоринговые оценки могут быть совмещены последовательно или с помощью матрицы решений (см. рис. 2.3).

При последовательной стратегии заявитель, не прошедший определенный этап, не переходит на следующий. При последовательном подходе клиент оценивается сначала на основе анкетного скоринга, затем — с помощью скоринга БКИ. Клиенты, набравшие по первой модели балл ниже порогового, отсеиваются, и дальнейшая работа системы в отношении данных клиентов прекращается.

Наиболее распространенный способ последовательной оценки выглядит следующим образом: на первом этапе оцениваются внутренние данные, а к данным бюро и его скорингу обращаются только в том случае, если имеется

значительная вероятность того, что они могут изменить решение. Данный способ используется преимущественно для сокращения расходов на получение информации из базы бюро, если подписчики производят плату за каждый запрос.

При матричном подходе к применению общей системы оценки ее элементы функционируют совместно; между прогнозами отдельных частей системы допускается компромисс. Например, клиент может получить низкий показатель по одной из скоринговых моделей и высокий по другой, его общая оценка в таком случае будет удовлетворительной [126].

Матрицы решений достаточно просты в использовании, если сопоставляются данные только двух скоринговых моделей, однако если помимо внутренних данных и данных бюро используются дополнительные скоринговые модели, использование матриц усложняется. Данный подход предоставляет более точные результаты, однако более сложен для проектирования, внедрения и управления.

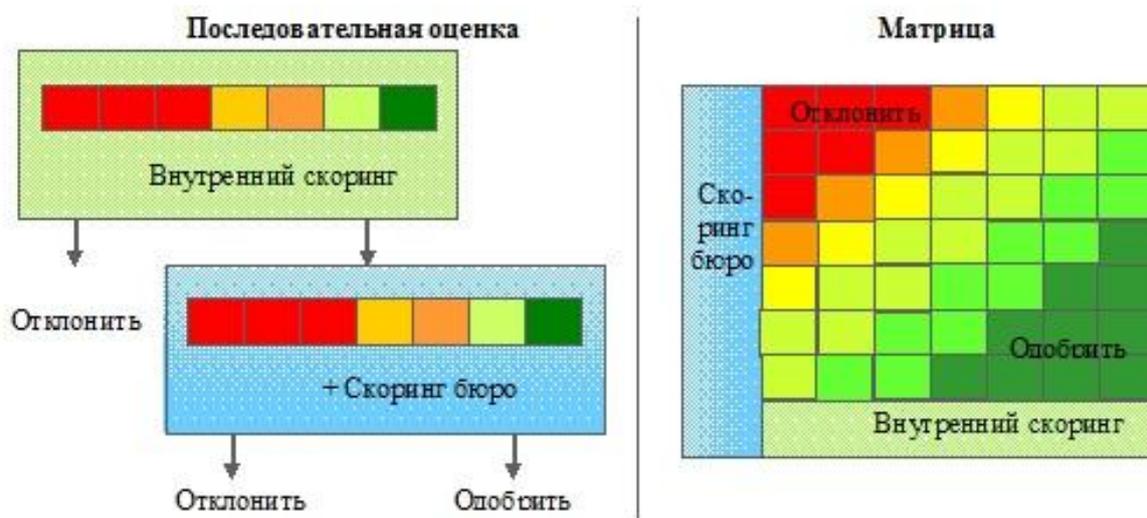


Рисунок 2.3 — Последовательная оценка и матрица решений

Основным преимуществом матриц является возможность определения общей информации по заявителю. Скоринговые баллы по моделям разбиваются на несколько интервалов и помещаются в многокоординатную таблицу с целью определения соотношения «хороших» и «плохих» заемщиков для каждой комбинации, которое используется при принятии решения о выдаче кредита.

В примере (см. табл. 2.4) в ячейках матрицы указано отношение «хороших» заемщиков к «плохим». В строке «Итого» содержатся значения для внутреннего скоринга, в столбце «Итого» — для скоринга бюро. Можно видеть, что для каждой скоринговой модели в отдельности отношение «хороших» заемщиков к «плохим» находятся в пределах от 0,9 до 7,8. Однако в ячейках матрицы значения отличаются существенно: от 0,1 до 24,5, это различие становится возможным при разделении заемщиков по двум моделям: внутренний скоринг и скоринг бюро. Если мы планируем отклонять заявителей, которые попадают в группы с отношением меньше 2,0, при использовании последовательной оценки мы бы отклонили всех заявителей, попавших в интервалы С1, С2 и В1, В2, но использование матрицы позволяет улучшить стратегию принятия решений и одобрять заявителей, попавших в группы, выделенные курсивом.

Таблица 2.4— Пример матрицы решений

Отношение «хороших» к «плохим» заемщикам	Внутренний скоринг					
	В1	В2	В3	В4	В5	Итого
Скоринг Бюро						
С1	0,1	0,3	0,5	1,3	2,2	0,9
С2	0,5	0,6	0,9	2,1	3	1,5
С3	0,5	1,2	1,5	3,7	7,5	2,7
С4	1	1,5	2	3,8	8,5	3,2
С5	1,9	3	8,3	8,1	24,5	7,1
Итого	0,9	1,5	2,2	4	7,8	3,2

Главным преимуществом объединения отдельных скоринговых моделей в матрицу решений является то, что банк может принимать решения при отсутствии данных из определенных источников. Простота в использовании также обеспечивает дополнительную гибкость при применении стратегий; банк может принимать обоснованные решения, смещая акцент между скоринговыми моделями, особенно в тех случаях, когда в каждой модели изменяются данные, служащие основой для принятия решения.

При использовании данного подхода имеются два недостатка. Во-первых, данные бюро по одним продуктам могут обладать большей прогнозирующей

способностью, чем по другим. Во-вторых, количество возможных комбинаций может сделать анализ слишком сложным и затруднить его внедрение.

2.6. Модель расчета банковской рискованной маржи для портфеля розничных кредитов

Задача расчета справедливой рискованной маржи при розничном кредитовании является актуальной для коммерческого банка, поскольку занижение значения рискованной маржи приводит к необоснованным потерям и убыточности реализуемых продуктов, а завышенная рискованная маржа понижает конкурентоспособность банка и ведет к упущенным выгодам. В том случае, когда банк имеет возможность объективно оценить ожидаемую величину убытков по каждому договору кредитования, как правило, рискованная маржа рассчитывается так, чтобы она обеспечивала покрытие ожидаемых потерь. Если предположить, что величина убытка имеет гауссовское распределение, такой расчет означает, что в 50% случаев убыток не будет покрываться за счет рискованной маржи. Следовательно, у банка возникает большой риск, что суммарные случайные потери по портфелю розничных кредитов превысят ожидаемую величину потерь.

Рассматривается портфель договоров розничного кредитования с одинаковой вероятностью дефолта p . Обозначим число договоров в портфеле через N . Для простоты рассуждений будем предполагать, что все договоры заключаются в один момент времени и на срок 1 год. Процентная ставка, начисляемая на выданную сумму по договору, определяется как сумма процентной ставки f , включающей в себя трансфертную маржу и маржу банка, и рискованной маржи r . При этом ожидаемые потери банка на единицу выданного кредита составят $(1+f)p$. Соответственно начисляемая рискованная маржа будет возвращаться в банк в сумме, равной $r(1-p)$. Приравнивая полученные выражения, находим значение рискованной маржи r , необходимое для покрытия ожидаемых потерь банка:

$$r = \frac{(1+f)p}{1-p}. \quad (2.14)$$

Как было замечено, полученная формула не учитывает возможность случайного превышения потерь банка над их средним значением. Для того чтобы рискованная маржа покрывала с достаточной надежностью и возможные превышения убытков над средними, предлагается рассчитать с помощью метода *VaR* дополнительный коэффициент t , который мы будем называть относительной рискованной надбавкой. Тогда сумма по каждому кредиту будет выдаваться под процент, равный $f+r(1+t)$. Вычислим t так, чтобы с наперед заданной надежностью $(1-a)$ убытки по портфелю не превышали возвращенной суммы рискованной маржи по портфелю.

Рассмотрим отдельный договор j ($j=1, \dots, N$). Пусть S_j — сумма выдачи по договору. Обозначим через I_j индикатор дефолта. Тогда

$$I_j = \begin{cases} 1 & \text{с вероятностью } p, \\ 0 & \text{с вероятностью } 1 - p. \end{cases}$$

Пусть L_j — случайная величина убытка, нанесенного заемщиком. Тогда

$$L_j = S_j(1+f)I_j - S_j r(1+t)(1-I_j).$$

С учетом (2.14) математическое ожидание и дисперсия L_j равны

$$\begin{aligned} a_j(t) &= M[L_j] = -S_j(1+f)pt, \\ d_j(t) &= D[L_j] = \left[S_j \frac{1+f}{1-p} (1+pt) \right]^2 p(1-p). \end{aligned} \quad (2.15)$$

Суммарный убыток по портфелю равен $L = \sum_{j=1}^N L_j$. Предполагается, что он имеет гауссовское распределение. Из (2.15) находим его математическое ожидание и дисперсию:

$$\begin{aligned} a(t) &= M[L] = - \sum_{j=1}^N S_j(1+f)pt = -N\bar{S}(1+f)pt, \\ d(t) &= D[L] = \sum_{j=1}^N S_j^2 \left[\frac{1+f}{1-p} (1+pt) \right]^2 p(1-p) = \\ &= N\bar{S}^{(2)} \left[\frac{1+f}{1-p} (1+pt) \right]^2 p(1-p), \end{aligned} \quad (2.16)$$

где \bar{S} и $\bar{S}^{(2)}$ — средние сумма выдачи и квадрат суммы выдачи по группе:

$$\bar{S} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N S_j, \quad \bar{S}^{(2)} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N S_j^2. \quad (2.17)$$

Из (2.16) находим среднее квадратическое отклонение L :

$$\sigma(t) = \sqrt{D[L]} = \sqrt{\bar{S}^{(2)}} \frac{1+f}{1-p} (1+pt) \sqrt{Np(1-p)}. \quad (2.18)$$

По свойствам гауссовских случайных величин для квантиля q_{1-a} стандартного гауссовского распределения уровня $(1-a)$ получаем

$$a = P\{L > 0\} = P\left\{\frac{L - a(t)}{\sigma(t)} > -\frac{a(t)}{\sigma(t)}\right\} = P\left\{\frac{L - a(t)}{\sigma(t)} > q_{1-a}\right\}.$$

Отсюда получаем уравнение на t :

$$a(t) = -\sigma(t)q_{1-a}. \quad (2.19)$$

Подставляя (2.16) и (2.18), преобразуем и решаем уравнение относительно t :

$$t = q_{1-a} \sqrt{\bar{S}^{(2)}} \left(\bar{S} \sqrt{Np(1-p)} - q_{1-a} p \sqrt{\bar{S}^{(2)}} \right)^{-1}. \quad (2.20)$$

В случае если в группе все выдачи однородны и $\bar{S}^{(2)} = \bar{S}^2$, формула имеет следующий вид:

$$t = \frac{q_{1-a}}{\sqrt{Np(1-p)} - q_{1-a}p}. \quad (2.21)$$

Как видно из формул (2.20)-(2.21), относительная рисковая надбавка не зависит от процентной ставки f и рисковей маржи r , вычисляемой по формуле (2.14). Построенная модель может быть также применена для неоднородного по риску портфеля кредитных договоров.

Рассматривается портфель кредитных договоров с разными вероятностями дефолта. Число предполагаемых договоров N . Временной горизонт равен 1 год для всех договоров. Все договоры разбиваются на группы с равной вероятностью дефолта p_i , $i = 1, \dots, k$. Число договоров в группе с вероятностью дефолта p_i равно N_i . Соответственно $N = \sum_{i=1}^k N_i$.

Как и ранее, вводятся процентные ставки: f — сумма трансфертной и банковской марж, r_i — рисковая маржа, рассчитанная по формуле (2.14) для группы договоров с вероятностью дефолта p_i :

$$r_i = \frac{(1+f)p_i}{1-p_i}. \quad (2.22)$$

Рассчитаем относительную рисковую надбавку t .

Рассмотрим отдельный договор j из группы договоров с вероятностью дефолта p_i ($j = 1, \dots, N_i$). Пусть S_{ij} — сумма выдачи по договору. Считается, что эта сумма выдается на один год под процент, равный $f + r_i(1 + t)$.

Обозначим через I_{ij} индикатор дефолта. Тогда

$$I_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{с вероятностью } p_i, \\ 0 & \text{с вероятностью } 1 - p_i. \end{cases}$$

Пусть L_{ij} — случайная величина убытка, нанесенного заемщиком. Тогда

$$L_{ij} = S_{ij}(1 + f)I_{ij} - S_{ij}r_i(1 + t)(1 - I_{ij}).$$

С учетом (2.22) математическое ожидание и дисперсия равны

$$\begin{aligned} a_{ij}(t) &= M[L_{ij}] = S_{ij}(1 + f)p_i - S_{ij}r_i(1 + t)(1 - p_i) = -S_{ij}(1 + f)p_it, \\ d_{ij}(t) &= D[L_{ij}] = [S_{ij}(1 + f + r_i(1 + t))]^2 p_i(1 - p_i) = \\ &= \left[S_{ij} \frac{1 + f}{1 - p_i} (1 + p_it) \right]^2 p_i(1 - p_i) = \\ &= S_{ij}^2 (1 + f)^2 (1 + p_it)^2 \frac{p_i}{1 - p_i}. \end{aligned} \quad (2.23)$$

Суммарный убыток по группе договоров с вероятностью дефолта p_i равен $L_i = \sum_{j=1}^{N_i} L_{ij}$. Из (2.23) находим его математическое ожидание и дисперсию:

$$\begin{aligned} a_i(t) &= M[L_i] = - \sum_{j=1}^{N_i} S_{ij}(1 + f)p_it = -N_i \bar{S}_i (1 + f)p_it, \\ d_i(t) &= D[L_i] = \\ &= \sum_{j=1}^{N_i} S_{ij}^2 (1 + f)^2 (1 + p_it)^2 \frac{p_i}{1 - p_i} = \\ &= N_i \bar{S}_i^{(2)} (1 + f)^2 (1 + p_it)^2 \frac{p_i}{1 - p_i}, \end{aligned} \quad (2.24)$$

где \bar{S}_i и $\bar{S}_i^{(2)}$ — средние сумма выдачи и квадрат суммы выдачи по группе договоров с вероятностью дефолта p_i :

$$\bar{S}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} S_{ij}, \quad \bar{S}_i^{(2)} = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} S_{ij}^2. \quad (2.25)$$

Пусть суммарный убыток по портфелю равен $L = \sum_{i=1}^k L_i = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{N_i} L_{ij}$.

Его математическое ожидание и дисперсия равны:

$$\begin{aligned}
 a(t) &= M[L] = \sum_{i=1}^k a_i(t) = \sum_{i=1}^k M[L_i] = -(1+f)t \sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i p_i, \\
 d(t) &= D[L] = \sum_{i=1}^k d_i(t) = \sum_{i=1}^k D[L_i] = (1+f)^2 \sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i^{(2)} (1+p_i t)^2 \frac{p_i}{1-p_i}
 \end{aligned} \tag{2.26}$$

Из (2.26) находим среднее квадратическое отклонение:

$$\sigma(t) = \sqrt{D[L]} = (1+f) \sqrt{\sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i^{(2)} (1+p_i t)^2 \frac{p_i}{1-p_i}}. \tag{2.27}$$

Предполагается, что суммарный убыток по портфелю L имеет гауссовское распределение. Аналогично рассуждениям при расчете относительной рискованной надбавки для портфеля с одинаковой вероятностью дефолта получаем уравнение для t :

$$a(t) = -\sigma(t) q_{1-a}. \tag{2.28}$$

Возведем в квадрат данное уравнение и воспользуемся тем фактом, что $\sigma^2(t) = d(t)$:

$$a^2(t) = d(t) q_{1-a}^2. \tag{2.29}$$

Подставим выражения (2.26) в уравнение (2.29):

$$(1+f)^2 t^2 \left(\sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i p_i \right)^2 = (1+f)^2 q_{1-a}^2 \sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i^{(2)} (1+p_i t)^2 \frac{p_i}{1-p_i}. \tag{2.30}$$

Сократим $(1+f)^2$ и раскроем скобки в правой части:

$$\begin{aligned}
 t^2 \left(\sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i p_i \right)^2 &= \\
 &= q_{1-a}^2 \left(\sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i^{(2)} \frac{p_i}{1-p_i} + 2t \sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i^{(2)} \frac{p_i^2}{1-p_i} + \right. \\
 &\quad \left. + t^2 \sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i^{(2)} \frac{p_i^3}{1-p_i} \right).
 \end{aligned} \tag{2.31}$$

Введем обозначения:

$$U = \sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i p_i,$$

$$V_1 = \sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i^{(2)} \frac{p_i}{1-p_i},$$

$$V_2 = \sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i^{(2)} \frac{p_i^2}{1-p_i},$$

$$V_3 = \sum_{i=1}^k N_i \bar{S}_i^{(2)} \frac{p_i^3}{1-p_i}.$$

Тогда (2.31) преобразуется в квадратное уравнение:

$$(q_{1-a}^{-2} U^2 - V_3)t^2 - 2V_2 t - V_1 = 0. \quad (2.32)$$

Решаем уравнение относительно t и получаем:

$$t = \frac{V_2 + \sqrt{V_2^2 + (q_{1-a}^{-2} \cdot U^2 - V_3) \cdot V_1}}{q_{1-a}^{-2} \cdot U^2 - V_3}. \quad (2.33)$$

Выводы к главе 2

Наиболее часто используемым методом оценки качества классификации рейтинговой модели является расчет площади под ROC-кривой. Во второй главе показано, что данный метод не всегда эффективен при сравнении нескольких рейтинговых моделей. В рамках диссертационного исследования разработан новый показатель качества классификации рейтинговой модели, позволяющий выбрать модель, использование которой принесет банку большую прибыль. Суть метода состоит в том, что качество классификации определяется не только по рейтингу, присвоенному моделью, но и по эффективной ставке кредитной заявки.

Разработанный показатель следует использовать с целью сравнения прогностических способностей конкурирующих рейтинговых моделей, например, в контексте задачи о замене действующей модели на новую.

Себестоимость кредитного продукта складывается из трансфертной ставки, рискованной маржи, операционных издержек и закладываемой в сделку доходности. Стандартная рискованная маржа отражает компенсацию ожидаемых потерь банка и рассчитывается на основании вероятности дефолта, определяемой в соответствии с используемой в банке рейтинговой моделью. Она предназначена для

формирования соответствующего резерва на возможные потери. Если предположить, что величина убытка имеет гауссовское распределение, такой расчет означает, что в 50% случаев убыток не будет покрываться за счет рискованной маржи. Следовательно, у банка возникает большой риск, что суммарные случайные потери по портфелю розничных кредитов превысят ожидаемую величину потерь и реализуемые продукты окажутся убыточными.

Во второй главе предложена модель расчета рискованной маржи, позволяющая покрыть с заданной надежностью непредвиденные потери по кредитному портфелю. Модель построена с применением метода оценки риска *VaR*.

Ценообразование с учетом риска является обязательным критерием использования внутренних рейтингов в бизнес-процессах в рамках IRB-подхода Базеля II. Планируемый Банком России переход российских банков на IRB-подход делает своевременным внедрение ценообразования с учетом риска. Разработанная методика расчета рискованной маржи в контексте ее использования в ценообразовании с учетом риска позволяет в целом снизить уровень риска по портфелю за счет привлечения дополнительных заемщиков с низким уровнем риска, а также установить справедливую цену по высокорисковым сделкам.

ГЛАВА 3. СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ РИСКАМИ РОЗНИЧНОГО КРЕДИТОВАНИЯ НА ПРИМЕРЕ РЕГИОНАЛЬНОГО КОММЕРЧЕСКОГО БАНКА

3.1. Описание модели рейтинговой оценки заемщика

В методических рекомендациях ЦБ указаны следующие рекомендуемые требования к выборке статистической информации.

Расчет вероятности дефолта заемщика основывается на статистической информации, взятой за максимально продолжительный период времени. Статистическая информация, использованная при построении модели, должна быть репрезентативной для класса кредитных требований, в отношении которого будет применяться модель, используемая в рейтинговой системе.

Внутренняя валидация модели, используемой в рейтинговой системе, включает в себя как тестирование данной модели на ее устойчивость за пределами исходной выборки статистической информации («out-of-sample»), так и за пределами временного интервала («out-of-time»), на котором была построена модель, используемая в рейтинговой системе. Выборка статистической информации для разработки модели, используемой в рейтинговой системе, не должна пересекаться с выборкой статистической информации, используемой для внутренней валидации.

Требования, касающиеся источников статистической информации.

При разработке рейтинговых моделей, используемых в рейтинговых системах, банк учитывает всю имеющуюся статистическую информацию о заемщике. Банк имеет право использовать различные источники статистической информации для оценки вероятности дефолта заемщика, включая:

- а) внутреннюю статистическую информацию о дефолтах заемщика и информацию об изменении его рейтингов;
- б) внешнюю статистическую информацию о дефолтах заемщика и информацию об изменении его рейтингов;

- в) количественную и качественную информацию о заемщике и сделках с ним;
- г) рыночные цены финансовых инструментов.

Статистическая информация, используемая банком, должна быть достоверной, полной, согласованной и своевременной, для чего банку рекомендуется устанавливать процедуры контроля качества статистической информации.

На основе статистических данных, предоставленных ПАО «БыстроБанк», была разработана система управления рисками розничного кредитования. В данной главе описаны результаты расчетов, полученных на основе разработанных моделей.

Целевая функция рейтинговой модели — вероятность дефолта заемщика в течение одного года с момента выдачи кредита. Под дефолтом понимается нарушение сроков оплаты по кредиту более чем на 90 дней. Такое определение «плохого» заемщика соответствует требованиям Базельского соглашения по капиталу и методическим рекомендациям ЦБ.

«Плохим» признается заемщик, допустивший неуплату более 90 дней в течение одного года с момента выдачи кредита. «Хорошим» признается заемщик, который совершал все платежи в срок или заемщик, допустивший неуплату сроком не более 30 дней в течение одного года с момента выдачи кредита. «Неопределенные» — это заемщики, не соответствующие определению «хороших» или «плохих», то есть имеющие просрочку более 30, но менее 90 дней в течение одного года с момента выдачи кредита. Включение «неопределенных» заемщиков в обучающую выборку модели может привести к ошибочной классификации и недооценке уровня «плохих».

В портфеле розничных кредитов было выделено два сегмента: беззалоговые кредиты и кредиты под залог автомобиля.

Беззалоговые кредиты (бланковые): в обучающую выборку вошли 63552 договора, заключенные в период с 01.01.2011 по 31.07.2012 гг. и дефолтные договоры, заключенные в период с 01.08.2012 по 28.08.2013, в т. ч. 57005 «хороших» и 6547 «плохих», доля «плохих» договоров составляет 10,3%. Из

обучающей выборки были удалены «неопределенные» договоры, договоры, выданные на индивидуальных условиях, договоры сотрудников банка, реструктурированные договоры и другие нестандартные договоры.

В тестовую выборку вошли 47592 договора, заключенные в период с 01.08.2012 по 31.07.2013 гг., в т. ч. 44405 «хороших» и 3187 «плохих». Доля «плохих» договоров составляет 6,7%. При формировании тестовой выборки были удалены договоры сотрудников банка, договоры, заключенные на индивидуальных условиях, реструктурированные договоры.

Кредиты под залог автомобиля (автокредиты): исходная выборка содержит договоры, заключенные за период с 01.01.2007 по 31.10.2012 и дефолтные договоры, заключенные за период с 01.11.2012 по 01.11.2013. На основе данной статистики с помощью распределения Бернулли были сформированы обучающая и тестовая выборки в соотношении 80% на 20% соответственно.

В обучающую выборку вошли 20465 договоров, в т. ч. 19780 «хороших» и 685 «плохих» договоров, доля «плохих» договоров составляет 3,4%. Из обучающей выборки были удалены «неопределенные» договоры, договоры сотрудников банка, реструктурированные договоры.

В тестовую выборку вошли 5180 договоров, в т. ч. 5024 хороших и 156 плохих договоров, доля дефолтных договоров составляет 3%. При формировании тестовой выборки были удалены договоры сотрудников банка, реструктурированные договоры.

Структура базы данных: идентификационный номер договора, дата обращения за кредитом, цель кредита, категория качества обеспечения, индикатор «хороший» / «плохой», доступные данные о заемщике и кредите.

Доступные данные о заемщике и кредите: сумма кредита, срок кредита, процентная ставка, цель кредита, наличие справки о доходах, пол, возраст, образование, семейное положение, количество иждивенцев, отношение к воинской обязанности, заявленный доход заемщика, заявленный доход домохозяйства, тип населенного пункта по месту фактического проживания, стоимость товара (при наличии), источник первоначального взноса,

первоначальный взнос, количество лет проживания по адресу фактического проживания, наличие постоянной регистрации, факт совпадения фактического адреса и адреса регистрации, социальный статус, общий стаж работы, стаж на последнем месте работы, вид деятельности предприятия по основному месту работы, тип организации по основному месту работы, наличие работы по совместительству, наличие транспортного средства в собственности, транспортное средство находится в залоге, наличие страховки КАСКО на транспортное средство, наличие недвижимого имущества в собственности, тип недвижимого имущества в собственности, способ приобретения имущества, недвижимое имущество находится в залоге, наличие страховки на недвижимое имущество, наличие финансовых активов в собственности, задолженность по кредитам, поручительство по финансовым обязательствам третьих лиц, у заемщика есть зарплатная карта банка, у заемщика есть пенсионный счет в банке, у заемщика есть вклад в банке.

Из набора данных были исключены характеристики, для которых доля пропущенных значений превышает 50%, все записи с пропущенными значениями, аномальные значения (например, заемщики, чей возраст менее 21 года и более 70 лет). На основе анализа уровня «плохих» договоров по различным атрибутам отобранных характеристик была произведена категоризация номинальных переменных, кодирование полей категориального типа. Категоризация упрощает решение проблемы выбросов с номинальными переменными, а также с редкими классами заемщиков, облегчает понимание взаимосвязей, дает возможность смоделировать нелинейные зависимости [129].

В табл. 3.1 и 3.2 представлены коэффициенты корреляции Пирсона независимых переменных с целевой. Все коэффициенты являются значимыми на уровне 0,01.

Таблица 3.1 — Корреляция Пирсона для переменных, участвующих в модели по автокредитам

	Переменная 1	Переменная 2	Переменная 3	Переменная 4	Переменная 5	Переменная 6	Целевая переменная
Переменная 1	1	,025	-,145	-,021	,007	,037	,030
Переменная 2	,025	1	-,205	-,154	-,133	-,090	-,096
Переменная 3	-,145	-,205	1	,061	,051	,042	,074
Переменная 4	-,021	-,154	,061	1	,126	,132	,112
Переменная 5	,007	-,133	,051	,126	1	,252	,148
Переменная 6	,037	-,090	,042	,132	,252	1	,190
Целевая переменная	,030	-,096	,074	,112	,148	,190	1

Таблица 3.2 — Корреляция Пирсона для переменных, участвующих модели по бланковым кредитам

	Переменная 1	Переменная 2	Переменная 3	Переменная 4	Целевая переменная
Переменная 1	1	-,101	,124	-,251	-,202
Переменная 2	-,101	1	,155	,041	,211
Переменная 3	,124	,155	1	-,021	,118
Переменная 4	-,251	,041	-,021	1	,130
Целевая переменная	-,202	,211	,118	,130	1

Факторный анализ проводился в программе SPSS. В анализе участвовала корреляционная матрица, построенная для следующих переменных:

Справка о доходах заемщика; категория работника заемщика; направление деятельности заемщика; пол; возраст; семейное положение; количество иждивенцев; сумма первоначального взноса; стоимость товара; категория качества обеспечения; выдача; эффективная процентная ставка; наличие хорошей кредитной истории в банке; отношение суммы кредита к стоимости приобретаемого товара (LTV); срок кредита; был ранее выданный кредит в банке; в собственности домохозяйства имеется объект недвижимости; стаж работы на последнем месте работы.

В результате факторного анализа были выделены факторы, указанные в табл. 3.3. Выделенные факторы объясняют 57% совокупной дисперсии.

Таблица 3.3— Результат факторного анализа

Номер	Название фактора	Включенные переменные
1	Сумма кредита	Категория качества обеспечения Сумма первоначального взноса Стоимость товара Сумма кредита Эффективная процентная ставка LTV В собственности домохозяйства имеется объект недвижимости
2	Семейное положение	Семейное положение Количество иждивенцев
3	Наличие справки о доходах	Справка о доходах заемщика Категория работника заемщика
4	Пол	Направление деятельности организации заемщика Пол Стаж работы на последнем месте работы
5	Срок выдачи	Срок выдачи Был ранее выданный кредит в Банке
6	Возраст	Возраст Наличие хорошей кредитной истории в Банке

Характеристики построенных моделей содержатся в табл. 3.4-3.10. Качество регрессионной модели оценивается при помощи функции правдоподобия. Мерой правдоподобия служит величина $-2 \log$ Правдоподобие. Этот показатель для полной модели, включающей все переменные, составляет 4938,294 и 30450,587 для автокредитов и бланковых кредитов соответственно, величина χ^2 показывает, на сколько улучшилось качество модели по сравнению с моделью, включающей только константу. Значение χ^2 составило 1062,480 для модели по автокредитам и 11705,240 для модели по бланковым кредитам, оба значения являются значимыми.

Таблица 3.4— Критерий χ^2 для коэффициентов моделей

Модель	χ^2	Ст.св.	Знч.
Автокредиты	1062,480	12	,000
Бланковые	11705,240	22	,000

Таблица 3.5 — Критерий Хосмера-Лемешова

Модель	χ^2	Ст.св.	Знч.
Автокредиты	13,354	8	,100
Бланковые	51,562	8	,000

Таблица 3.6 — Таблица сопряженности для критерия Хосмера-Лемешова

Модель	Дециль	Дефолт = 0		Дефолт = 0		Всего
		Наблюденные	Наблюденные	Наблюденные	Ожидаемые	
Автокредиты	1	2044	2040,935	2	5,065	2046
	2	2041	2039,012	6	7,988	2047
	3	2038	2034,699	8	11,301	2046
	4	2037	2031,143	10	15,857	2047
	5	2026	2023,079	21	23,921	2047
	6	2004	2011,762	43	35,238	2047
	7	2005	1994,753	42	52,247	2047
	8	1969	1967,930	78	79,070	2047
	9	1895	1916,196	152	130,804	2047
	10	1721	1720,490	323	323,510	2044
Бланковые	1	6371	6388,941	47	29,059	6418
	2	6293	6307,843	69	54,157	6362
	3	6305	6326,092	109	87,908	6414
	4	6213	6231,674	148	129,326	6361
	5	6134	6147,535	210	196,465	6344
	6	6037	6026,477	299	309,523	6336
	7	5896	5848,305	459	506,695	6355
	8	5662	5557,314	692	796,686	6354
	9	4992	4971,186	1365	1385,814	6357
	10	3102	3199,633	3149	3051,367	6251

Таблица 3.7 — Коэффициенты модели

Модель	Переменная	Коэффициент	Стд. Ошибка	Вальд	Ст. св..	Знч.	Exp(B)
Автокредиты	Переменная 1	-,037	,005	61,971	1	,000	,964
	Переменная 2	,467	,105	19,926	1	,000	1,595
	Переменная 3	,535	,084	40,088	1	,000	1,707
	Переменная 4. Значение 1	-,069	,120	,336	1	,562	,933
	Переменная 4. Значение 2	,655	,120	29,650	1	,000	1,926
	Переменная 4. Значение 3	1,053	,110	92,313	1	,000	2,868
	Переменная 5. Значение 1	1,242	,146	72,468	1	,000	3,461
	Переменная 5. Значение 2	1,477	,142	108,420	1	,000	4,382
	Переменная 5. Значение 3	1,794	,139	166,588	1	,000	6,012
	Переменная 5. Значение 4	1,342	,156	74,100	1	,000	3,827
	Переменная 5. Значение 5	1,632	,163	99,733	1	,000	5,113
	Переменная 6	16,276	,987	272,093	1	,000	1170571 2,459
	Константа	-4,536	,236	370,619	1	,000	,011
Бланковые	Переменная 1	-,060	,001	2377,692	1	,000	,942
	Переменная 2	1,171	,043	729,131	1	,000	3,226
	Переменная 3. Значение 1	1,168	,157	55,199	1	,000	3,216
	Переменная 3. Значение 2	3,138	,205	233,765	1	,000	23,052
	Переменная 3. Значение 3	2,700	,163	275,666	1	,000	14,882
	Переменная 3. Значение 4	2,528	,100	639,634	1	,000	12,522
	Переменная 3. Значение 5	1,985	,112	314,688	1	,000	7,282
	Переменная 3. Значение 6	2,215	,098	514,738	1	,000	9,164

Моде ль	Переменная	Коэффициент	Стд. Ошибка	Вальд	Ст. св..	Знч.	Exp(B)
	Переменная 3. Значение 7	1,838	,157	136,433	1	,000	6,283
	Переменная 3. Значение 8	,925	,172	28,840	1	,000	2,521
	Переменная 3. Значение 9	,839	,077	119,222	1	,000	2,313
	Переменная 3. Значение 10	2,081	,095	480,289	1	,000	8,014
	Переменная 3. Значение 11	3,982	,122	1062,311	1	,000	53,638
	Переменная 3. Значение 12	3,509	,100	1233,760	1	,000	33,422
	Переменная 3. Значение 13	2,700	,088	934,632	1	,000	14,876
	Переменная 3. Значение 14	3,083	,092	1117,410	1	,000	21,818
	Переменная 3. Значение 15	2,748	,080	1178,501	1	,000	15,612
	Переменная 3. Значение 16	2,508	,121	428,725	1	,000	12,277
	Переменная 3. Значение 17	1,625	,093	303,765	1	,000	5,080
	Переменная 4. Значение 1	,495	,041	143,419	1	,000	1,641
	Переменная 4. Значение 2	,496	,046	117,014	1	,000	1,642
	Переменная 4. Значение 3	1,268	,047	740,632	1	,000	3,554
	Константа	-2,813	,093	911,890	1	,000	,060

Таблица 3.8 — Модель при исключении члена

Модель	Переменная	Log Правдоподобие Модели	Изменение в -2 Log Правдоподобии	Ст.св.	Знч. Изменений
Автокредиты	Переменная 1	-2502,667	67,040	1	,000
	Переменная 2	-2479,896	21,499	1	,000
	Переменная 3	-2489,018	39,742	1	,000
	Переменная 4	-2529,350	120,406	3	,000
	Переменная 5	-2586,366	234,439	5	,000
	Переменная 6	-2583,797	229,301	1	,000
Бланковые	Переменная 1	-16587,709	2724,831	1	,000
	Переменная 2	-15658,451	866,315	1	,000
	Переменная 3	-17584,252	4717,918	17	,000
	Переменная 4	-15603,292	755,997	3	,000

Таблица 3.9 — Площадь под ROC-кривой

Модель	Площадь	Стд. ошибка	Асимптотическая Знч.	Асимптотический 95% Доверительный интервал	
				Нижняя граница	Нижняя граница
Автокредиты	,836	,007	,000	,822	,850
Бланковые	,856	,003	,000	,851	,861

Таблица 3.10 — Коэффициенты GINI и статистика К-С

Модель	Выборка	Gini	Статистика Колмогорова-Смирнова
Автокредиты	Обучающая	0,67	0,53
	Тестовая	0,73	0,57
Бланковые	Обучающая	0,72	0,56
	Тестовая	0,71	0,55

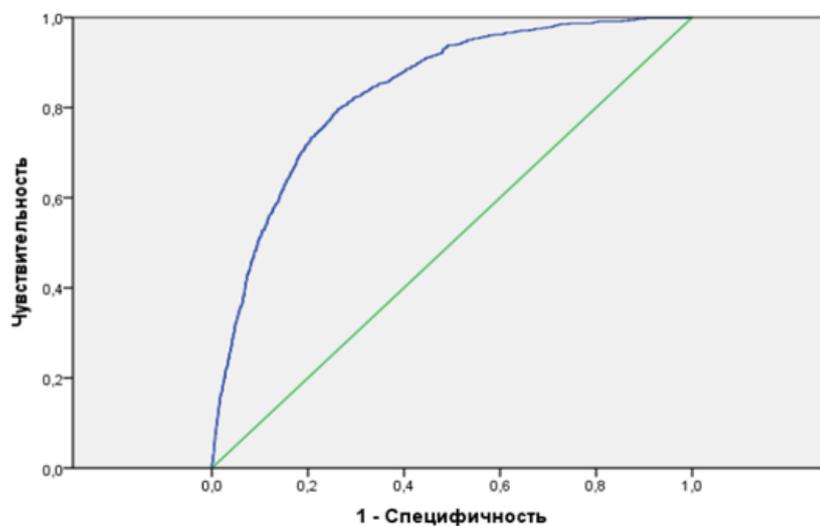


Рисунок 3.1 — ROC-кривая для модели по автокредитам

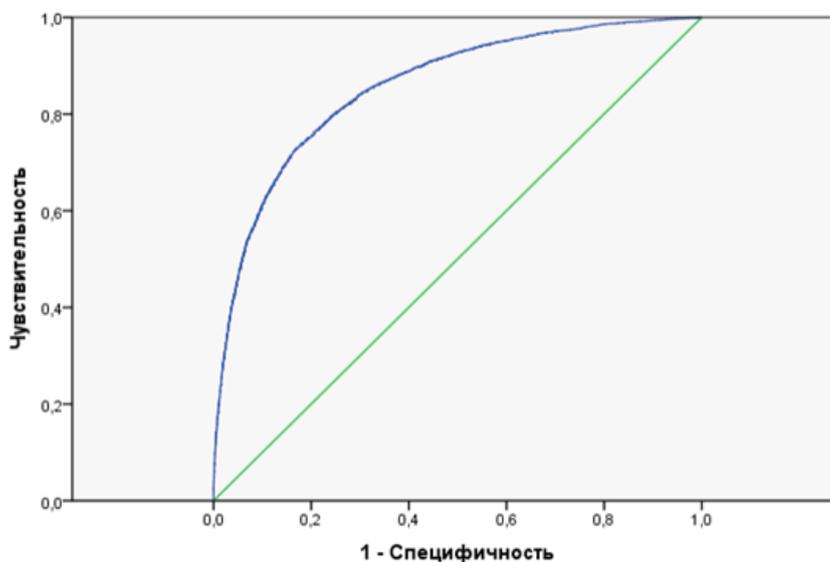


Рисунок 3.2 — ROC-кривая для модели по беззалоговым кредитам

3.2. Включение в рейтинговую модель данных о кредитной истории заемщика

Включение в рейтинговую модель данных о кредитной истории заемщика состоит из нескольких этапов: оценки качества скоринга БКИ на портфеле банка и выбора способа его совмещения с внутренней рейтинговой моделью (анкетным скорингом).

Качество скоринговой оценки БКИ на портфеле банка проверялось с помощью ретро-скоринга. Ретро-скоринг – это услуга, предоставляемая бюро кредитных историй. Название имеет приставку «ретро», так как расчет скоринговой оценки производится на определенный момент в прошлом (на момент подачи кредитной заявки). Полученная оценка была сопоставлена с реальным поведением заемщика, на основе полученных результатов был сделан вывод об эффективности моделей на популяции банка.

В анализе участвовали три крупнейших кредитных бюро России, совместный охват кредитных историй которых составляет 90% от общего числа потенциальных заемщиков [17].

По каждому бюро была рассчитана доля идентифицированных заявок (HitRate). HitRate – это показатель, отражающий долю заявок, по которым был получен скоринговый балл. Для расчета использовались одинаковые выборки объемом 200 тыс. заявок, отправленные в три бюро — БКИ1, БКИ2, БКИ3.

Таблица 3.11 — Сравнение показателей HitRate

БКИ1		БКИ2		БКИ3	
Количество полученных оценок	HitRate	Количество полученных оценок	HitRate	Количество полученных оценок	HitRate
156 784	47%	158 124	51%	164 836	56%

Наивысший показатель HitRate у БКИ3. В этом бюро было рассчитано наибольшее количество оценок.

Качество прогноза, полученного с помощью моделей бюро, оценивалось с помощью коэффициента Gini и критерия Колмогорова-Смирнова. Коэффициент Gini позволяет судить о дискриминирующей способности модели, то есть способности отличать «хороших» и «плохих» заемщиков. Статистика К-С

показывает, насколько на определенном уровне скорингового балла и ниже доля плохих кредитов превышает долю хороших. Чем значительнее разница между долей плохих и хороших кредитов, тем выше данный показатель и эффективнее работа рейтинговой модели [61].

Таблица 3.12 — Показатели Gini и K-C

Показатель	БКИ1	БКИ2	БКИ3	Анкетный скоринг
Индекс Gini	0,54	0,32	0,59	0,47
Статистика K-C	0,38	0,24	0,44	0,45

Интерес также представляет кумулятивное распределение «хороших» и «плохих» заемщиков. Качество модели тем лучше, чем меньше «хороших» заемщиков модель будет отсекал при одобрении 50% «плохих».

Таблица 3.13 — Кумулятивное распределение «хороших» и «плохих»

Модель	Кумулятивный процент «плохих»	Кумулятивный процент «хороших»
БКИ1	50%	12%
БКИ2	50%	28%
БКИ3	50%	13%
Анкетный скоринг	50%	11%

Как видно из табл. 3.12, наилучшими прогностическими свойствами обладает модель БКИ3, поэтому все расчеты проведены с использованием скоринговых оценок этого бюро.

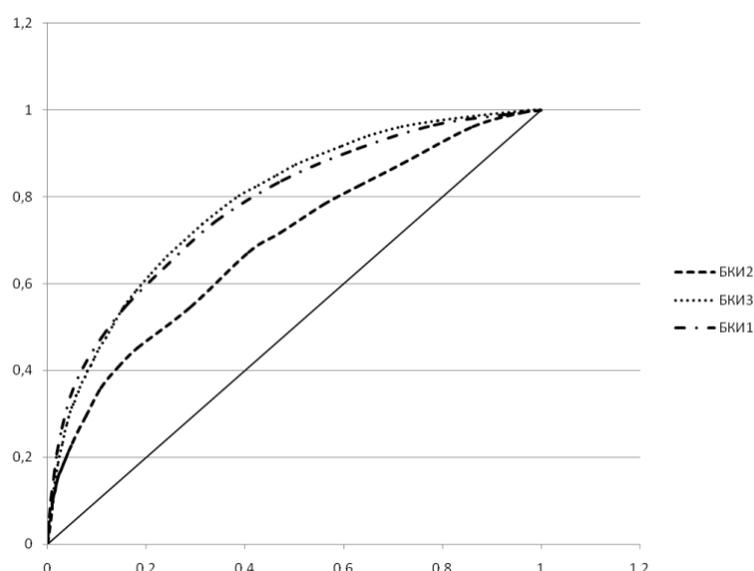


Рисунок 3.3 — ROC-кривые для скоринговых оценок трех бюро

Сравним между собой несколько моделей совмещения анкетного скоринга и скоринга БКИ. Первая модель предполагает следующий алгоритм действий. На

первом этапе на основе данных ретро-скоринга строится матрица оценок вероятностей. Каждый элемент матрицы — это историческая оценка вероятности дефолта по группе клиентов с определенным сочетанием скоринговых баллов по двум моделям. Далее рассчитываются поправочные коэффициенты к оценке вероятности дефолта, получаемой на основе модели анкетного скоринга (табл. 3.14). Формула для расчета поправочного коэффициента: $k = \frac{p_{i,j}}{a_i}$, где k — поправочный коэффициент; $p_{i,j}$ — историческая оценка вероятности дефолта, рассчитанная на основе ретро-скоринга, в i -ом диапазоне по анкетному скорингу и в j -ом диапазоне по скорингу БКИ; a_i — средний скоринговый балл по i -ому диапазону анкетного скоринга.

Таблица 3.14 — Матрица вероятностей и коэффициенты для БКИЗ

Диапазон баллов анкетного скоринга	Матрица вероятностей				Коэффициенты			
	Диапазон баллов БКИ				Диапазон баллов БКИ			
	Больше или равно 755	От 755 до 722 включ.	От 722 до 678 включ.	Менее 678	Больше или равно 755	От 755 до 722 включ.	От 722 до 678 включ.	Менее 678
От 0 до 2%	0,34%	1,01%	1,34%	3,30%	0,31	0,91	1,21	2,98
От 2 до 4%	0,86%	1,82%	3,19%	7,10%	0,30	0,63	1,10	2,44
От 4 до 6%	1,43%	2,94%	3,68%	9,69%	0,29	0,60	0,75	1,98
От 6 до 8%	1,96%	4,42%	5,78%	12,88%	0,28	0,64	0,83	1,86
От 8 до 10%	2,40%	3,41%	7,60%	17,63%	0,27	0,38	0,85	1,97
От 10 до 12%	3,32%	6,17%	8,45%	20,63%	0,30	0,56	0,77	1,88
От 12 до 14%	4,32%	5,75%	6,94%	19,74%	0,33	0,44	0,54	1,53
От 14 до 16%	4,37%	4,75%	11,30%	23,51%	0,29	0,32	0,76	1,58
От 16 до 18%	4,50%	6,67%	11,66%	25,93%	0,27	0,39	0,69	1,53
Более 18%	7,57%	7,54%	14,02%	31,89%	0,30	0,30	0,56	1,28

Пусть s — это анкетный скоринговый балл. Окончательная оценка вероятности дефолта заемщика s' получена путем умножения анкетного скорингового балла на поправочный коэффициент, соответствующий группе заемщика, определяемой на основе набранных баллов, и равна $s' = \min\{s \cdot k; 1\}$.

Вторая модель предполагает построение логистической регрессии, использующей в качестве независимых переменных две скоринговые оценки. Баллы анкетного скоринга и баллы бюро участвуют в данной модели в качестве категориальных переменных.

Таблица 3.15— Кодировки категориальных переменных

Диапазон баллов		Частота
БКИЗ	Нет кредитной истории	10425
	От 1 до 515	1306
	От 516 до 695	2204
	От 696 до 858	2308
	Более 858	3037
Анкетный скоринг	От 6 до 60%	3300
	От 3 до 6%	3651
	От 1 до 3%	4856
	Менее 1%	7473

В этой модели была введена специальная категория: нет кредитной истории.

Качество регрессионной модели оценивается при помощи функции правдоподобия. Мерой правдоподобия служит величина -2 Log Правдоподобие. Этот показатель для полной модели, включающей все переменные, составляет 4535,265, что на 1256,350 меньше, чем для модели, включающей только константу. Уменьшение величины -2 Log Правдоподобия означает улучшение качества модели; разность обозначается как величина χ^2 , для построенной модели эта величина является значимой.

Таблица 3.16 — Переменные в уравнении

Переменная	Значение переменной	Коэффициент	Стд. Ошибка	Вальд	ст.св.	Знч.
Анкетный скоринг	Менее 1%	-	-	-	-	-
	От 6 до 60%	3,786	,258	215,536	1	,000
	От 3 до 6%	2,776	,264	110,193	1	,000
	От 1 до 3%	1,810	,277	42,575	1	,000
БКИЗ	Более 858	-	-	-	-	-
	Нет кредитной истории	1,089	,288	14,281	1	,000
	От 1 до 515	2,608	,293	79,353	1	,000
	От 516 до 695	1,224	,302	16,369	1	,000
	От 696 до 858	,913	,316	8,340	1	,004
Константа		-7,152	,361	391,526	1	,000

Гипотеза о том, что коэффициенты регрессии отличны от нуля, проверяется с помощью статистики Вальда, которая представляет собой квадрат отношения соответствующего коэффициента к его стандартной ошибке. Табл. 3.16 показывает, что все коэффициенты в модели являются значимыми.

Рассчитав с помощью полученных моделей вероятности дефолта заемщика, сравним показатели Gini и K-S для двух моделей.

Таблица 3.17 — Показатели Gini и K-C совмещенных моделей

Показатель	Первая модель	Вторая модель
Индекс Gini	0,71	0,71
Статистика K-C	0,53	0,55

Как видно из табл. 3.17, индексы Gini у двух моделей совпадают, статистика K-C у второй модели чуть лучше, чем у первой.

Сравним между собой качество рейтинговых оценок скоринга бюро, анкетного скоринга и совмещенной модели (модели №2). Из рис. 3.4 и табл. 3.18 видно, что качество разделения хороших и плохих заемщиков у совмещенной модели выше, чем у каждой из совмещаемых моделей по отдельности.

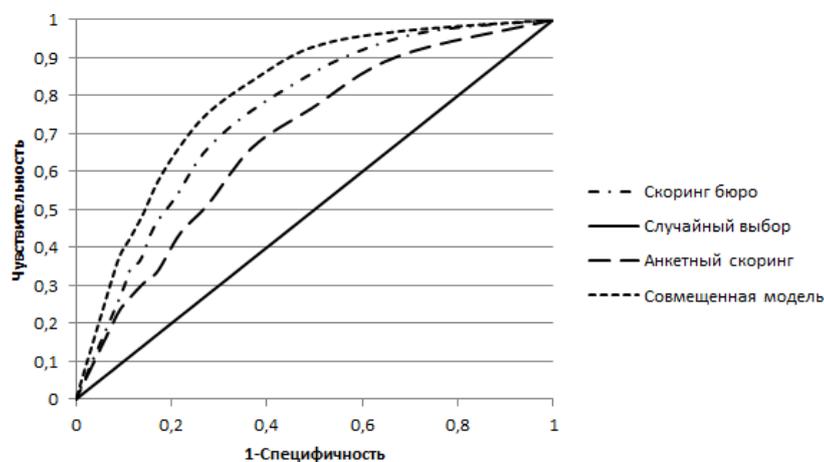


Рисунок 3.4 — ROC-кривые рассматриваемых рейтинговых моделей

Таблица 3.18 — Показатели Gini и K-C рассматриваемых рейтинговых моделей

Показатель	Совмещенная модель	Анкетный скоринг	Скоринг бюро
Индекс Gini	0,71	0,47	0,59
Статистика K-C	0,55	0,45	0,44

Разработанные модели оценки кредитного риска заемщика с применением скоринга БКИ помогают улучшить качество прогноза, полученного с помощью анкетного скоринга. В результате совмещения модели, основанной на внутренних данных банка, и модели, основанной на данных бюро кредитных историй, качество модели было улучшено с 0,47 до 0,71 Gini. Оценку вероятности дефолта заемщика, полученную с помощью разработанной модели, можно использовать для расчета кредитного риска по портфелю в целом, а так же в ценообразовании кредитного продукта с учетом риска.

3.3. Система поддержки принятия решений по кредитным заявкам клиентов - физических лиц

Управление кредитными рисками банка с помощью рейтинговой системы традиционно направлено на минимизацию потерь. Более эффективная стратегия заключается в комплексном подходе, учитывающем цели, которые ставит перед собой бизнес: объем портфеля, прибыль и убытки по портфелю. При таком подходе необходимо решить следующие задачи: во-первых, максимизировать прибыль, сохранив при этом объем кредитного портфеля на приемлемом уровне, во-вторых, снизить риск крупных потерь при заданном уровне одобрения.

Обозначим всех клиентов, испытавших дефолт («плохие»), индексом B , клиентов без дефолта – G («хорошие»). Общие шансы того, что заемщик будет хорошим, рассчитываются как отношение вероятностей и обозначаются:

$$odds_0 = odds(G) = \frac{p_G}{p_B},$$

где p_G - вероятность того, что заемщик окажется хорошим;

p_B - вероятность того, что заемщик окажется плохим.

Пусть скоринговый балл равен $s = s(x)$, тогда шансы заемщика с характеристиками x быть хорошим равны

$$odds(G|x) = \frac{p(G|x)}{p(B|x)} = \frac{p_G \cdot f_G(x)}{p_B \cdot f_B(x)},$$

где $f_G(x)$ – плотность распределения вероятности того, что набор параметров x характеризует заявителя как хорошего;

$f_B(x)$ — плотность распределения вероятности того, что набор параметров x характеризует заявителя как плохого;

$p(G|x)$ — вероятность того, что заемщик с характеристиками x будет хорошим;

$p(B|x)$ — вероятность того, что заемщик с характеристиками x будет плохим.

Распределение заявок по скоринговым баллам, основанное на статистических данных, предоставленных банком, обозначается $F(s)$. Распределение по баллам среди хороших заемщиков обозначается $F_G(s)$, среди

плохих — $F_B(s)$. Скоринговый балл заявителя представляет собой логарифм шансов:

$$s(x) = \ln \text{odds}(G|x) = \ln \left(\frac{p_G \cdot f_G(x)}{p_B \cdot f_B(x)} \right).$$

Исходные данные, предоставленные ПАО «БыстроБанк», содержатся в табл. 3.19.

Таблица 3.19 — Статистические данные, предоставленные банком

$s(x)$	$\text{odds}(G x)$	$1 - F(s G)$	$1 - F(s B)$	$1 - F(s)$
212	4,342	0,993	0,940	0,992
232	4,984	0,991	0,921	0,989
250	5,667	0,985	0,889	0,983
271	6,528	0,977	0,849	0,975
292	7,534	0,968	0,807	0,965
310	8,577	0,954	0,754	0,951
331	9,944	0,938	0,699	0,934
351	11,386	0,921	0,647	0,916
370	13,026	0,899	0,592	0,893
391	14,998	0,875	0,538	0,869
411	17,291	0,849	0,488	0,843
431	19,782	0,816	0,432	0,809
451	22,690	0,779	0,377	0,771
471	26,218	0,741	0,329	0,733
491	30,082	0,697	0,280	0,690
510	34,423	0,652	0,236	0,644
531	39,662	0,605	0,197	0,598
550	45,408	0,557	0,161	0,549
571	52,189	0,508	0,130	0,501
591	59,863	0,463	0,105	0,456
610	68,748	0,420	0,084	0,414
630	78,976	0,383	0,068	0,377
651	90,893	0,349	0,056	0,344
670	104,374	0,318	0,046	0,313

Традиционно выбор балла отсеечения осуществляется с помощью построения кривой стратегий. На рис. 3.5 изображена кривая стратегий: по оси OY откладывается ожидаемый уровень риска $p_B(1 - F_B(s))$, по оси OX — доля одобрения $1 - F(s)$. Кривая стратегий предсказывает долю плохих кредитов, которую можно ожидать при использовании того или иного балла отсеечения. Левая нижняя часть кривой на рис. 3.5 соответствует высокому баллу отсеечения и низкому уровню одобрения, верхняя правая часть соответствует низкому баллу отсеечения и высокому уровню одобрения. Различным рейтинговым моделям

соответствуют различные кривые стратегий. Кривая стратегий модели, которая безошибочно отделяет хороших заемщиков от плохих, имеет горизонтальный отрезок с нулевым уровнем риска и прямую наклонную линию, отражающую линейный рост количества плохих договоров с увеличением уровня одобрения. Расстояние между кривой стратегий банка и кривой, построенной для идеальной модели, характеризует качество прогноза модели банка. Чем меньше это расстояние, тем лучше.

Рабочая точка (РТ) характеризует текущие показатели рейтинговой системы и определяется действующей политикой банка. Кривая стратегий может быть также интерпретирована как решение двух различных оптимизационных задач: первая — минимизировать ожидаемый уровень риска при заданном объеме бизнеса (количестве одобренных кредитов), вторая — увеличить долю одобрения при фиксированном уровне риска. Таким образом, вся кривая стратегий является эффективной границей, которая определяет соотношение ожидаемого количества плохих и количества одобренных кредитов при различных баллах отсека. Эффективная граница представляет собой набор достижимых РТ, которые не доминируют другие РТ.

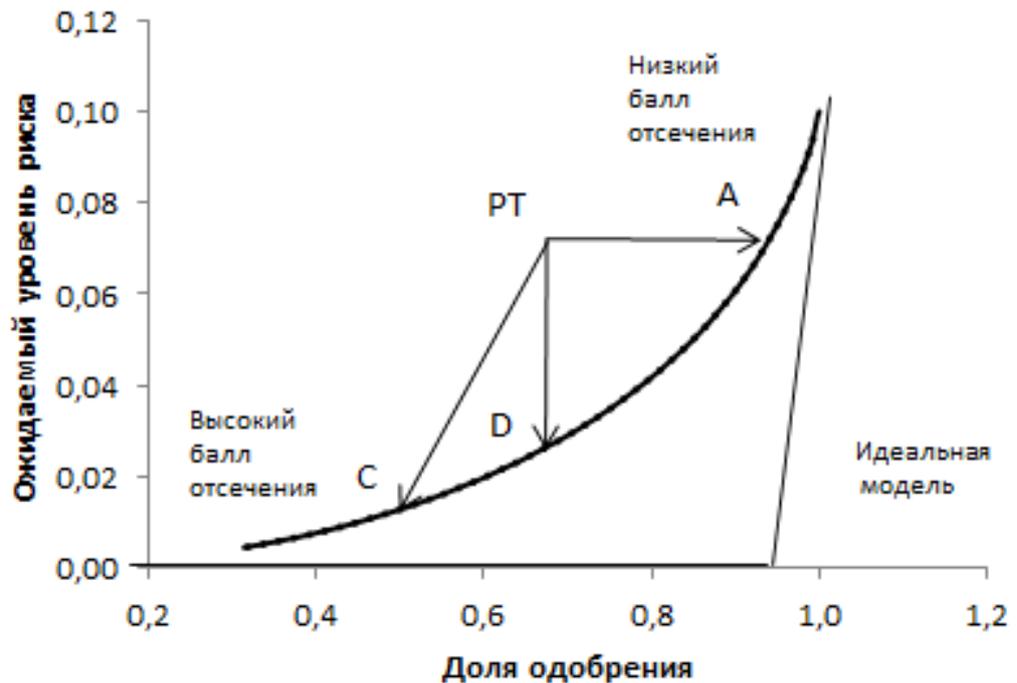


Рисунок 3.5 — Кривая стратегий

Обычно при выборе новой РТ рассматривают два особых случая:

- а) переход к новой РТ, которая сохраняет тот же ожидаемый уровень риска и повышает уровень одобрения (точка A на рис. 3.5);
- б) сохранение того же уровня одобрения при одновременном снижении ожидаемого уровня риска (точка D на рис. 3.5).

На рис. 3.5 рабочая точка соответствует ожидаемому уровню риска 7% и уровню одобрения 64%. Допустим, что в соответствии с действующей политикой в банке сложились следующие условия:

$$odds_0 = 9,000, \quad 1 - F(s) = 0,644, \quad \frac{p_B(1-F_B(s))}{1-F(s)} = 0,109.$$

Указанная текущая РТ не лежит на рассматриваемой кривой стратегий, т.к. является результатом работы другой рейтинговой модели. Отсюда находим, что

$$p_G = 0,900, \quad p_B = 0,100, \quad p_B(1 - F_B) = 0,070, \quad 1 - F_G = 0,638, \\ 1 - F_B = 0,699.$$

Рассмотрим точку A на кривой стратегий, где ожидаемый уровень риска находится на уровне 7%, а уровень одобрения увеличен с 64 до 93%. Новая РТ получается при балле отсечения s_A , где

$$odds_A = 9,944, \quad p_B(1 - F_B(s_A)) = 0,070, \\ 1 - F_G(s_A) = 0,938, \quad 1 - F_B(s_A) = 0,699, \\ 1 - F(s_A) = p_G(1 - F_G(s_A)) + p_B(1 - F_B(s_A)) = 0,934.$$

Наклон кривой стратегий в точке A может быть вычислен с помощью шансов:

$$\left. \frac{dp_B(1 - F_B(s))}{d(1 - F(s))} \right|_{s=s_A} = p_B \left. \frac{dF_B(s)}{dF(s)} \right|_{s=s_A} = \frac{1}{1 + \frac{p_G f_G(s_A)}{p_B f_B(s_A)}} = \frac{1}{1 + odds_A} = \\ = \frac{1}{1 + 9,944} = 0,091.$$

Если, находясь в точке A , немного снизить балл отсечения, можно ожидать 9 плохих заемщиков на 100 новых одобрений. В точке D наклон кривой стратегий равен $(1 + odds_D)^{-1} = (1 + 34,423)^{-1}$, это соответствует 3 плохим заемщикам на 100 новых одобрений.

Перебор различных операционных точек, сравнение ожидаемой доли плохих заемщиков и доли одобрения позволяет получить решение, которое оптимизирует соотношение между возможными убытками и объемом портфеля. Однако с помощью метода кривой стратегий невозможно явно оценить ожидаемую прибыль, максимум которой достигается в точке C . Для устранения данного недостатка предлагается использовать следующий алгоритм выбора балла отсека:

- а) Построение распределения хороших, плохих и общего распределение договоров по скоринговому баллу ($F_G(s)$, $F_B(s)$, $F(s)$).
- б) Вычисление вероятности того, что заемщик окажется хорошим, и вероятности того, что заемщик окажется плохим (p_G и p_B).
- в) Расчет объема портфеля, ожидаемого убытка и ожидаемой прибыли на один выданный кредит ($M[V_S]$, $M[L_S]$ и $M[P_S]$).
- г) Выбор оптимальной точки отсека в зависимости от поставленной бизнес-цели.

Каждый плохой заемщик наносит банку ущерб, поэтому можно легко определить ожидаемые потери при том или ином уровне одобрения. Изменив масштаб вертикальной оси на рис. 3.5, мы получим вместо доли дефолтных договоров ущерб, который понесет банк. Таким образом, форма кривой ожидаемых убытков в соотношении с уровнем одобрения идентична форме кривой стратегий.

Каждый выданный кредит вносит случайный вклад в прибыль портфеля (положительный или отрицательный). Рис. 3.6 представляет собой график ожидаемых потерь в соотношении с ожидаемой прибылью, построенный на данных банка. Начало координат соответствует очень высокому уровню отсека и низкой доле одобрения. При движении вдоль кривой против часовой стрелки от начала координат балл отсека уменьшается. Пусть потери l , которые несет банк при одобрении плохого заемщика в 15 раз больше, чем прибыль g , полученная с хорошего кредита. Если все поступающие заявки будут одобряться, ожидаемый ущерб по портфелю будет настолько велик, что он

превысит доходы, получаемые с хороших кредитов. Верхняя часть кривой имеет отрицательный наклон, поэтому снижение балла отсечения на этом участке приведет к снижению прибыли.

Как и раньше, точка D соответствует снижению уровня риска, наблюдаемого в текущей РТ, при сохранении уровня одобрения. Рис. 3.6 показывает, что точка D не является эффективной в том смысле, что РТ с той же ожидаемой прибылью, но при меньших потерях существует в точке D^* , расположенной под точкой D . Зная, что $l = 15$ руб. и $g = 1$ руб., можно оценить ожидаемый объем, потери и прибыль в текущей РТ. При $1 - F_G = 0,638$, $1 - F_B = 0,699$ и $1 - F = 0,644$ получаем:

$$M[V_{РТ}] = 0,644, \quad M[L_{РТ}] = lp_B(1 - F_B) = 1,049,$$

$$M[P_{РТ}] = gp_G(1 - F_G) - M[L_{РТ}] = -0,474.$$

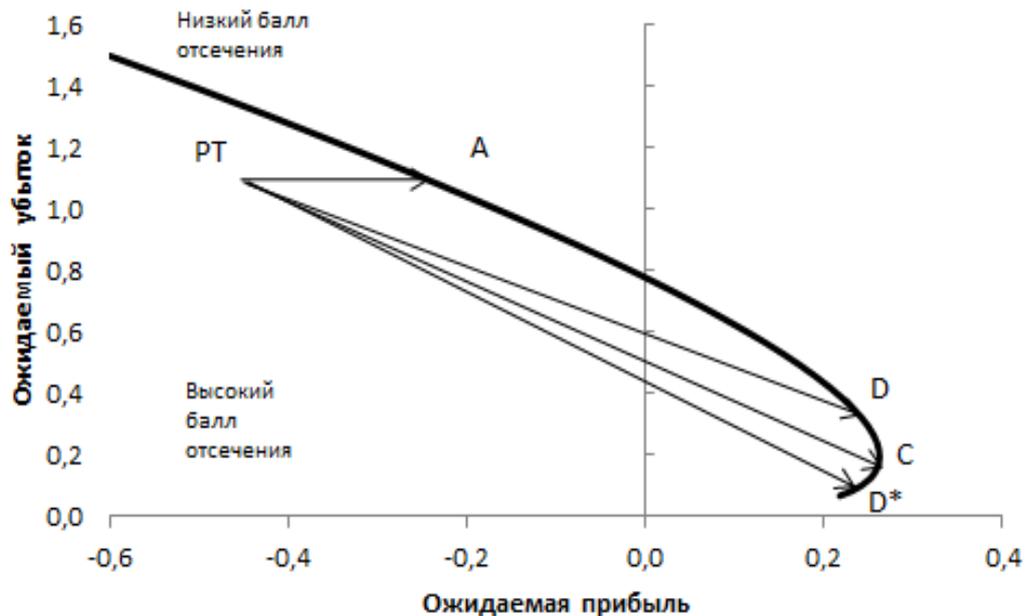


Рисунок 3.6— График прибыли и убытков

Если $l = 150$ тыс. руб. и $g = 10$ тыс. руб., необходимо умножить полученные значения на 10 тыс., при этом изменится масштаб осей графика на рис. 3.6, но форма кривой остается прежней.

Выбор точки D , соответствующей низкому баллу отсечения и такой же ожидаемой прибыли, что и в точке D^* , может привести к большему объему списания и формированию дорогостоящих резервов, которые послужат страховкой от ожидаемых потерь. Однако при выборе из двух этих точек

предпочтение может быть отдано первой. Одной из причин является то, что низкий балл отсечения ведет к увеличению объема портфеля, следовательно, к росту кросс-продаж и повторных покупок среди клиентов, воспользовавшихся кредитом. Несмотря на то, что оценить влияние наращивания портфеля на общий размер убытков довольно трудно, увеличение количества выдаваемых кредитов считается наиболее приоритетной задачей для общих интересов бизнеса. С точки зрения риск-менеджмента в приоритете находится низкая вероятность потерь, но с точки зрения маркетинга на первое место выходят перспективы больших объемов продаж.

Можно определить экономическую ценность, которую должны иметь операции по продаже банковских продуктов, которые могут быть предложены клиенту после того, как он получит кредит. Поданным, предоставленным банком, добавленная стоимость таких операций должна быть достаточно большой, чтобы оправдать большие потери, которые понесет банк в точке D :

$$\begin{aligned} odds_D &= 34,423, \quad 1 - F_G(s_D) = 0,652, \\ 1 - F_B(s_D) &= 0,236, \quad 1 - F(s_D) = 0,644, \\ M[L_D] &= lp_B(1 - F_B(s_D)) = 0,354, \\ M[P_D] &= gp_G(1 - F_G(s_D)) - M[L_D] = 0,233. \end{aligned}$$

А в точке D^* мы имеем:

$$\begin{aligned} odds_{D^*} &= 90,893, \quad 1 - F_G(s_{D^*}) = 0,349, \quad 1 - F_B(s_{D^*}) = 0,056, \\ 1 - F(s_{D^*}) &= 0,344, \\ M[L_{D^*}] &= lp_B(1 - F_B(s_{D^*})) = 0,083, \\ M[P_{D^*}] &= gp_G(1 - F_G(s_{D^*})) - M[L_{D^*}] = 0,231. \end{aligned}$$

Это означает, что разница в ожидаемых убытках равна $M[L_D] - M[L_{D^*}] = 0,271$ на каждый кредит. Если соотношение l / g равно 15:1, средние потери с плохого кредита равны 150 тыс. руб., доход на один хороший кредит равен 10 тыс. руб., то разница в ожидаемых убытках будет около 2710 руб. на кредит. В портфеле, содержащем 100 тыс. счетов, это будет около 271 миллион руб., в то время как ожидаемая прибыль составит около 230 миллионов руб. Это примерно

четырёхкратное увеличение ожидаемых потерь при том же уровне ожидаемой прибыли.

Рис. 3.7 представляет собой график ожидаемой прибыли в соотношении с долей одобрения. Начало координат соответствует высокому уровню отсечения и низкой доле одобрения. При движении вдоль кривой от начала координат балл отсечения уменьшается. Если все поступающие заявки будут одобряться, ожидаемый ущерб по портфелю превысит доходы, и банк получит не прибыль, а убыток. Правая часть кривой имеет отрицательный наклон, поэтому снижение балла отсечения на этом участке приведет к снижению прибыли.

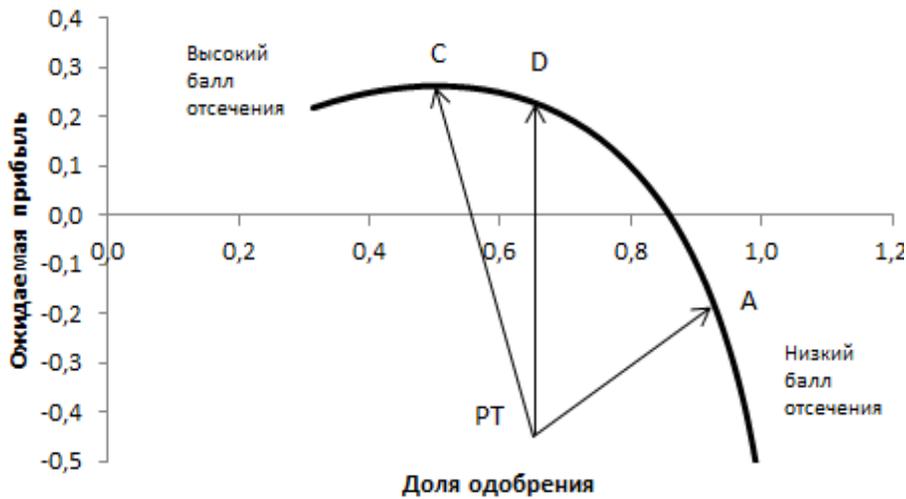


Рисунок 3.7— График прибыли и доли одобрения

Точка максимума прибыли на рис. 3.7 совпадает с точкой максимума на рис. 3.6. Для того чтобы получать максимальную прибыль с одного кредита, банку нужно из текущей PT перейти в точку C:

$$odds_C = 52,189, \quad 1 - F_G(s_C) = 0,508, \quad 1 - F_B(s_C) = 0,130,$$

$$1 - F(s_C) = 0,501,$$

$$M[L_C] = lp_B(1 - F_B(s_C)) = 0,194,$$

$$M[P_C] = gp_G(1 - F_G(s_C)) - M[L_C] = 0,263.$$

В результате проведенного анализа остается сделать выбор между несколькими рассматриваемыми точками: A, D, D*, C. Целевые параметры: объем портфеля, прибыль, убыток для каждой из возможных рабочих точек содержатся

в табл. 3.20. Если средние потери с плохого кредита равны 150 тыс. руб., доход на один хороший кредит равен 10 тыс. руб., то прибыль в текущей рабочей точке составит -4744 руб. на один выданный кредит. Сохранив уровень риска 7% и увеличив долю одобрения (переход в точку *A*), банк получит прибыль -2043 руб. на кредит. Сохранив долю одобрения в 64% и снизив уровень риска (переход в точку *D*), банк получит прибыль 2326 руб. на кредит. Перейдя в точку *C*, банк получит максимальную прибыль 2628 руб. на один выданный кредит. Выбор той или иной точки отсечения будет зависеть от бизнес-целей банка. Если цель состоит в сохранении объема портфеля, то нужно установить точку отсечения *D*, а если цель заключается в максимизации прибыли, то нужно установить точку отсечения *C*.

Таблица 3.20— Параметры портфеля для различных точек отсечения

Параметр	PT	A	D	D*	C
$odds$ (Шансы)	9,000	9,944	34,423	90,893	52,189
$1 - F_G(s)$	0,638	0,938	0,652	0,349	0,508
$1 - F_B(s)$	0,699	0,699	0,236	0,056	0,130
$1 - F(s)$ (Доля одобрения)	0,644	0,934	0,644	0,344	0,501
$p_B(1 - F_B(s))$ (Ожидаемый уровень риска)	0,070	0,070	0,024	0,006	0,013
Угол наклона кривой стратегий	0,100	0,091	0,028	0,011	0,019
Ожидаемый убыток	1,049	1,049	0,354	0,083	0,194
Ожидаемый доход	0,574	0,844	0,587	0,314	0,457
Ожидаемая прибыль = доход - убыток	-0,474	-0,204	0,233	0,231	0,263

Разработанный алгоритм позволяет контролировать три основных параметра: объем портфеля, прибыль и убытки по портфелю. В отличие от метода кривой стратегий, который лишь оптимизирует соотношение между возможными убытками и объемом портфеля и не дает однозначного решения задачи выбора оптимальной точки отсечения, предлагаемый подход дает, во-первых, единственное решение, оптимизирующее прибыль, во-вторых, возможность рассчитать добавленную стоимость кросс-продаж, необходимую для увеличения объема портфеля при фиксированной прибыли. Предлагаемый инструмент риск-менеджмента может найти применение в кредитных организациях, использующих рейтинговые системы в процессе принятия решения о выдаче кредита.

3.4. Проверка гипотезы о нормальности распределения убытков по розничному кредитному портфелю

Необходимо проверить, является ли распределение убытков по розничному кредитному портфелю нормальным. Для проверки был выбран критерий согласия хи-квадрат.

Проверка нормальности распределения согласно критерию хи-квадрат сводится к следующему:

а) Весь диапазон полученных результатов наблюдений $X_{max} \dots X_{min}$ разделяется на r интервалов шириной ΔX_i ($i = 1, 2, \dots, r$) и подсчитываются частоты m_i , равные числу результатов, лежащих в каждом i -м интервале. Если в некоторые интервалы попадает меньше пяти наблюдений, то такие интервалы объединяются с соседними. Статистические оценки вероятностей попадания результата наблюдений в i -й интервал рассчитываются по формуле:

$$P_i^* = \frac{m_i}{n}, \quad (3.1)$$

где n — общее число наблюдений.

б) Вычисляются среднее арифметическое \bar{x} и точечная оценка среднеквадратического отклонения результата наблюдений \bar{s} , которые принимаются в качестве параметров теоретического нормального распределения с плотностью $p_X(x)$.

в) Для каждого интервала приближенно находятся вероятности попадания в них результатов наблюдений как произведение плотности теоретического распределения в середине интервала на его длину:

$$P_i \approx p_X\left(\frac{X_i + X_{i+1}}{2}\right) \Delta X_i. \quad (3.2)$$

г) Мера расхождения теоретического и статистического распределений χ_k^2 вычисляется по формуле:

$$\chi_k^2 = \sum_{i=1}^r \chi_i^2 = \sum_{i=1}^r \frac{n}{P_i} (P_i^* - P_i)^2. \quad (3.3)$$

д) Определяется число степеней свободы $k = r - 3$ и, задаваясь уровнем значимости $q = 1 - \alpha$, по таблице квантилей распределения хи-квадрат находятся

значения $\chi_{k,0.5q}^2$ и $\chi_{k,1-0.5q}^2$. Если $\chi_{k,0.5q}^2 < \chi_k^2 < \chi_{k,1-0.5q}^2$, то распределение результатов наблюдений считается нормальным.

Исходная выборка содержит 35750 договоров. По каждому договору известна сумма, вышедшая в дефолт, она считается суммой убытка по договору. Для того чтобы построить распределение убытков, договоры случайным образом были разбиты на 143 группы по 250 договоров.

Таблица 3.21 — Расчет значения критерия χ_k^2

Диапазон от	Диапазон до	m_i	P_i^*	P_i	χ_i^2
	$\leq 700\ 000$	5	0,03	0,02	1,36
700 000	800 000	6	0,04	0,04	0,00
800 000	900 000	11	0,08	0,07	0,06
900 000	1 000 000	13	0,09	0,11	0,32
1 000 000	1 100 000	21	0,15	0,14	0,11
1 100 000	1 200 000	20	0,14	0,15	0,13
1 200 000	1 300 000	22	0,15	0,15	0,06
1 300 000	1 400 000	16	0,11	0,12	0,10
1 400 000	1 500 000	13	0,09	0,09	0,03
1 500 000	1 600 000	10	0,07	0,05	0,69
$\geq 1\ 600\ 000$		6	0,04	0,03	0,85
Сумма		143	1	0,96	3,71

Из таблицы видно, что χ_k^2 равно 3,71. По таблице квантилей распределения хи-квадрат $\chi_{k,0.5q}^2 = 17,53$ и $\chi_{k,1-0.5q}^2 = 2,18$. Таким образом, неравенство $\chi_{k,0.5q}^2 < \chi_k^2 < \chi_{k,1-0.5q}^2$ выполняется, распределение убытков по розничному кредитному портфелю считается нормальным.

3.5. Расчет относительной рискованной надбавки

Полученные во второй главе формулы (2.20) и (2.32) были использованы при расчете относительной рискованной надбавки для портфеля автокредитов ПАО «БыстроБанк». Количество договоров в портфеле $N = 30\ 000$, средняя сумма кредита $\bar{S} = 89$ тыс. руб., средний квадрат суммы кредита $\bar{S}^{(2)} = 10\ 800$ млн. руб., средняя вероятность дефолта заемщика по портфелю равна 5%. Применив формулу (2.20), получим $t = 15,74\%$.

Для того чтобы учесть неоднородность портфеля по риску, договоры были разделены на 40 групп по вероятности дефолта с шагом 0,5%. Используя формулу (2.33), получим $t = 4,92\%$. Следует отметить, что в Банке для автокредитов применяется относительная рискованная надбавка $t = 15,74\%$, так как она дает более консервативную оценку рискованной маржи.

3.6. Расчет величины резерва и экономического капитала

Рассмотрим расчет резерва на примере. На отчетную дату в портфеле розничных кредитов имеется кредитный договор со следующими характеристиками. Категория качества обеспечения — автокредит; сумма кредита составляет 484 500 руб. ($s = 484\,500$); срок жизни 11 мес. ($t = 11$); длительность просрочки составляет 33 дня (категория рискованности $r = 2$). Текущая задолженность по кредитному договору составляет 399 701 руб. Справедливая стоимость залога на дату расчета резервов составляет 353 619 руб.

Вероятность дефолта в течение года для данного кредита $pd(r, t, s) = 0,64$. Первый и второй момент коэффициента понижения для данного кредита равны: $y(r) = 0,98$, $y^{(2)}(r) = 0,97$. Первый и второй моменты коэффициента невозврата: $lgd(m_i) = 0,27$ и $lgd^{(2)}(m_i) = 0,26$. Коэффициент реализации для недефолтных автокредитов равен $k = 0,69$. Таким образом, ожидаемые потери по данному кредитному договору составляют:

$$E(L_i) = \max\{399701 \cdot 0,64 \cdot 0,98 \cdot 0,27 - 353619 \cdot 0,69; 0\} = 0$$

Дисперсия данного договора составляет:

$$\begin{aligned} D(L_i) &= 399701^2 \cdot 0,64 \cdot 0,97 \cdot 0,26 - 399701^2 \cdot 0,64^2 \cdot 0,98^2 \cdot 0,26^2 = \\ &= 21\,538\,247\,830 \end{aligned}$$

Для расчета экономического капитала используется суммарная дисперсия ущерба по кредитам всех категорий качества обеспечения. Резерв по портфелю розничных кредитов рассчитывается как сумма ожидаемых потерь по всем кредитным договорам портфеля. Результаты расчета резерва на отчетную дату приведены в табл. 3.22.

Таблица 3.22 — Резерв на отчетную дату

Категория качества обеспечения	Объем задолженности (основной долг и начисленные проценты), млн. руб.	Сумма резерва, млн. руб.
Беззалоговые	8 464	860
Автокредиты	10 356	226
Ипотека	1 688	38
Итого	20 507	1 125
Экономический капитал		107

3.7. Экономический эффект от внедрения разработанных моделей

Разработанные в рамках диссертационного исследования модели внедрялись поэтапно, на протяжении 2013 г. Оценить экономический эффект от внедрения каждой отдельной модели не представляется возможным, так как одновременно осуществлялись и другие мероприятия по управлению кредитными рисками, существенно повлиявшие на основные финансовые показатели банка. Поэтому в качестве оценки экономического эффекта от внедрения результатов исследования предлагается сравнить основные показатели, характеризующие эффективность деятельности банка, на декабрь 2013 г. с аналогичными показателями на декабрь 2012 г.

По итогам 2013 года БыстроБанк увеличил темп прироста розничного кредитного портфеля с 60% в 2012 до 95% в 2013. Рынок потребительского кредитования в России по итогам 2013 года продемонстрировал рост 31,4%, БыстроБанк рос в среднем в 3 раза быстрее рынка.

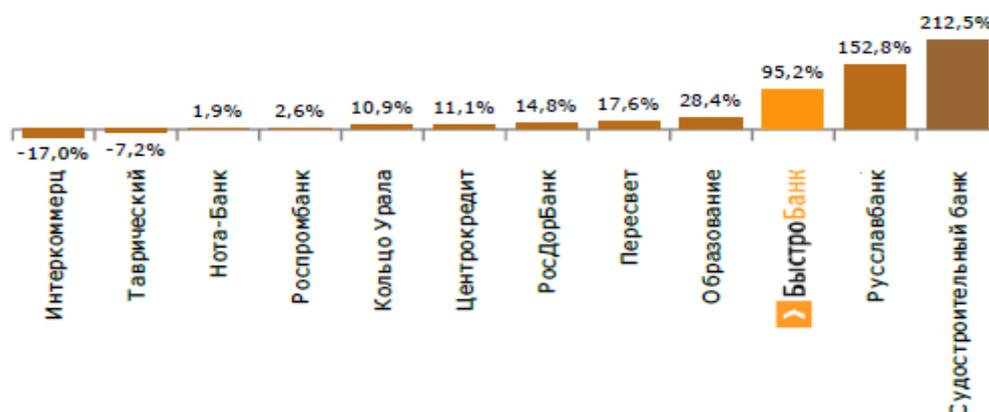


Рисунок 3.8 — Темп прироста розничного кредитного портфеля в 2013 по отношению к концу 2012 г.

По итогам 2013 года БыстроБанк занял 8 место по активам среди банков в ПФО и 119-е место в России (по информации banki.ru), 12 место по объему автокредитов в России (по информации gbc.ru), 53 место по объему потребительских кредитов в России (по информации gbc.ru). По данным рейтинга Коммерсант БыстроБанк в 2013 году вошел в Топ-10 самых активных банков, работающих по государственной программе льготного кредитования автомобилей.

Объем просроченной задолженности увеличился в декабре 2013 по сравнению с декабрем 2012 на 193,9 млн. руб., доля просроченной задолженности в кредитном портфеле при этом сократилась с 2,45% до 2,35%.

В 2013 году БыстроБанк существенно расширил сеть филиалов, новые офисы появились в Свердловской и Челябинской областях, в Удмуртии, Татарстане и Пермском крае (рис. 3.9). Сейчас сеть филиалов банка насчитывает 54 офиса в 10-ти российских регионах — Удмуртии, Татарстане, Башкортостане, Кировской, Самарской, Саратовской, Свердловской, Челябинской областях, Пермском крае, а также в Москве.



Рисунок 3.9 — Расширение сети в регионах

Чистая прибыль БыстроБанка в 2013 году выросла почти в 9 раз и составила 935 миллионов рублей (для сравнения, за 2012 год она составляла 104 миллиона рублей).

Таким образом, по итогам внедрения результатов исследования наблюдается рост кредитного портфеля при сохранении доли просроченной задолженности на низком уровне, а также увеличение прибыли.

Выводы к главе 3

Ключевым понятием при определении как ожидаемых, так и непредвиденных потерь по кредитному портфелю является вероятность дефолта заемщика. Использование в процессе принятия решения по кредитной заявке нескольких рейтинговых моделей повышает качество прогноза вероятности дефолта заемщика.

В третьей главе разработан алгоритм включения в рейтинговую оценку данных из внешнего источника информации о клиенте на примере скоринга бюро кредитных историй. В результате совмещения модели, основанной на внутренних данных банка, и модели, основанной на данных бюро кредитных историй, качество рейтинговой модели было улучшено с 0,47 до 0,71 Gini. Оценку вероятности дефолта заемщика, полученную с помощью разработанной модели, можно использовать для расчета кредитного риска по портфелю в целом, а так же в ценообразовании кредитного продукта с учетом риска.

Управление кредитными рисками банка с помощью рейтинговой модели обычно направлено на минимизацию потерь. В рамках диссертационного исследования разработана эффективная стратегия выбора оптимальной точки отсечения по скоринговому баллу, основанная на оценке прибыли, убытков и объема кредитного портфеля.

В основе традиционного метода выбора оптимальной точки отсечения по скоринговому баллу — метода кривой стратегий — лежит сравнение ожидаемой доли плохих заемщиков и доли одобрения. Такой метод позволяет получить решение, которое оптимизирует соотношение между возможными убытками и

объемом портфеля. Однако с помощью такого метода невозможно явно оценить ожидаемую прибыль.

Разработанный в рамках диссертационного исследования алгоритм дает, во-первых, единственное решение, оптимизирующее прибыль, во-вторых, возможность рассчитать добавленную стоимость кросс-продаж, необходимую для увеличения объема портфеля при фиксированной прибыли.

Предлагаемый инструмент риск-менеджмента может найти применение в кредитных организациях, использующих рейтинговые системы в процессе принятия решения о выдаче кредита.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе построены экономико-математические модели управления риском розничного кредитного портфеля коммерческого банка, повышающие качество управленческих решений:

1. Построена модель расчета банковской рискованной маржи с учетом возможных превышений убытков по розничному кредитному портфелю над их средним значением в случае однородного и неоднородного по риску портфеля. Данная модель в контексте ее использования в ценообразовании кредитного продукта с учетом риска позволяет снизить уровень риска по портфелю за счет привлечения дополнительных заемщиков с низким уровнем риска, а также установить справедливую цену по высокорисковым сделкам.

2. Разработанная экономико-математическая модель расчета банковского резерва и экономического капитала по розничному кредитному портфелю может использоваться коммерческими банками при формировании резерва под потери по потребительским кредитам, а также при оценке экономического капитала как показателя совокупного риска по розничному кредитному портфелю.

3. Разработана модель совмещения нескольких рейтинговых оценок заемщика, полученных из разных источников информации. В результате совмещения оценок, основанных на внутренних данных банка, и оценок, основанных на данных бюро кредитных историй, качество рейтинговой модели оценки заемщика было улучшено с 0,47 до 0,71 Gini. Оценку вероятности дефолта заемщика, полученную с помощью разработанной модели, можно использовать для расчета риска по кредитному портфелю в целом, а так же в ценообразовании кредитного продукта с учетом риска.

4. Разработана система поддержки принятия решений по кредитным заявкам клиентов — физических лиц, основанная на комплексной оценке прибыли, убытков и объема розничного кредитного портфеля. Предлагаемый алгоритм дает, во-первых, единственное решение, максимизирующее прибыль,

во-вторых, возможность рассчитать добавленную стоимость кросс-продаж, необходимую для увеличения объема портфеля при фиксированной прибыли.

5. Применяя разработанные экономико-математические модели, ПАО «БыстроБанк» за период с 01.01.2013 по 01.01.2014 почти в 2 раза увеличил объем кредитного портфеля, сократил долю просроченной задолженности в кредитном портфеле с 2,45% до 2,35%, увеличил чистую прибыль почти в 9 раз.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Алескеров, Ф. Т. Анализ математических моделей Базель II / Ф. Т. Алескеров, И. К. Андриевская, Г. И. Пеникас, В. М. Солодков. — 2-е изд., испр. — М.: ФИЗМАТЛИТ, 2013. — 296 с.
2. Альгин, А. П. Риск и его роль в общественной жизни / А. П. Альгин. — М.: Мысль, 1989. — 187 с.
3. Афанасьев, В. Н. Статистические методы в управлении кредитным риском / В. Н. Афанасьев. — Оренбург: ООО ИПК «Университет», 2011. — 169 с.
4. Банных, А. А. Использование метода VAR при расчете рискованной маржи для портфеля розничных кредитов / А. А. Банных. // Молодые ученые о современном финансовом рынке РФ: сб. материалов междунар. заочной науч.-практ. конф. — Пермь, 2014. — С. 17-24.
5. Банных, А. А. Математические модели управления рисками портфеля потребительских кредитов / А. А. Банных. // Управление экономическими системами: электронный научный журнал. — 2015. — № 6 (78). — Режим доступа: <http://uecs.ru/uecs-78-782015/item/3622-2015-06-29-12-03-29> (дата обращения: июль 2015)
6. Банных, А. А. Методика оценки качества скоринговой модели с учетом доходности кредита / А. А. Банных. // Вестник Удмуртского университета. Серия экономика и право. — 2014. — № 3. — С. 21-24.
7. Банных, А. А. Методика оценки кредитного риска заемщика с применением скоринга бюро кредитных историй / А. А. Банных, А. В. Лётчиков. // Вестник Удмуртского университета. Серия экономика и право. — 2013. — №4. — С. 5-9.
8. Банных, А. А. Методика расчета резервов под потери по потребительским кредитам / А. А. Банных. // Математические методы и интеллектуальные системы в экономике и образовании: сб. материалов всероссийской заочной науч.-практ. конф. — Ижевск, 2014. — С. 3-8.

9. Банных, А. А. Методика расчета экономического капитала на покрытие непредвиденных потерь по портфелю потребительских кредитов / А. А. Банных, А. В. Лётчиков. // Вестник Удмуртского университета. Серия экономика и право. — 2015. — №1. — С. 18-24.

10. Банных, А. А. Методики оценки кредитного риска заемщика с применением скоринга бюро кредитных историй / А. А. Банных. // Приложение математики в экономических и технических исследованиях: сб. науч. трудов междунар. заочной науч.-практ. конф. / под общ. Ред. В. С. Мхитаряна. — Магнитогорск, 2014. — С. 25-32.

11. Банных, А. А. Модель расчета рискованной маржи для портфеля розничных кредитов / А. А. Банных. // Статистические методы анализа экономики и общества: сб. докладов 5-й междунар. науч.-практ. конф. — М., 2014. — С. 27-28.

12. Банных, А. А. Оценка кредитного риска заемщика с применением скоринга бюро кредитных историй / А. А. Банных. // Математические методы и интеллектуальные системы в экономике и образовании: сб. материалов всероссийской заочной науч.-практ. конф. — Ижевск, 2013. — С. 3-7.

13. Банных, А. А. Управление прибылью и убытками банка с помощью кредитного скоринга / А. А. Банных. // Менеджмент: теория и практика. — Ижевск, 2013. — С. 106-112.

14. Белашов, В. Ю. Эффективные алгоритмы и программы вычислительной математики / В. Ю. Белашов, Н. М. Чернова. — Магадан: СВКНИИ ДВО РАН, 1997. — 160 с.

15. Бобонец, К. Ю. Аналитические методы оценки экономических рисков / К. Ю. Бобонец. — СПб.: Специальная литература, 1998.

16. Борель, Э. Вероятность и достоверность / Э. Борель. — М.: ГИФМЛ, 1961. — 120 с.

17. Бюро кредитных историй готовятся работать по западному образцу // «Эксперт» интернет-журн. — 2012. — №46 (828). — Режим доступа: <http://m.expert.ru/expert/2012/46/popast-v-istoriyu/> (дата обращения: октябрь 2013).

18. Валеев, С. Г. Регрессионное моделирование при обработке наблюдений / С. Г. Валеев. — М.: Наука, 1991.
19. Власов, В. Е. Оценка ожидаемых потерь кредитного портфеля коммерческого банка: внутренние кредитные рейтинги: научные труды SWorld / В. Е. Власов, О. И. Никонов. — 2010. -Т. 12, № 3. — С. 18-27.
20. Воронцов, К. В. Курс «Прикладной статистический анализ данных» (ВМК, ФУПМ) [Электронный ресурс] / К. В. Воронцов. — Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru> (дата обращения: январь 2015).
21. Глушкова, А. А. Некоторые актуальные проблемы оценки кредитного риска в банковской сфере / А. А. Глушкова, М. В. Помазанов. // Вестник финансового университета. — 2013.- № 1 (73). — С. 15-27.
22. Гнеденко, Б. В. Курс теории вероятностей / Б. В. Гнеденко. — М.: Физматлит, 1961. — 408 с.
23. Гончаренко, Л. П. Риск-менеджмент / Л. П. Гончаренко, С. А. Филин. — М.: КноРус, 2010. — 216 с.
24. Груздев, А. В. Метод бинарной логистической регрессии в банковском скоринге / А. В. Груздев // Риск-менеджмент в кредитной организации. — 2012. — №1 (05). — С. 71-88.
25. Груздев, А. В. Метод бинарной логистической регрессии в банковском скоринге / А. В. Груздев. // Риск-менеджмент в кредитной организации. — 2012.— №2(06). — С. 92-107.
26. Дуброва, Т. А. Статистические методы прогнозирования в экономике / Т. А. Дуброва, М. А. Есенин. — М.: Изд. центр ЕАОИ, 2011.
27. Жариков, В. В. Управление кредитными рисками: учебное пособие / В. В. Жариков, М. В. Жарикова, А. И. Евсейчев. — Тамбов: Изд-во Тамб. гос. техн. ун-та, 2009. — 244 с.
28. Журавель, Ю. Ю. Актуальные вопросы резервирования розничного кредитного портфеля/ Ю. Ю. Журавель // Банковский ритейл.- 2007. — №4.

29. Журавель, Ю. Ю. Что может и чего не может скоринг в потребительском кредитовании / Ю. Ю. Журавель. // Банковский ритейл. — 2010. — № 4.
30. Карминский, А. М. Модели рейтингов в интересах риск-менеджмента / А. М. Карминский, А. А. Пересецкий, С. В. Головань // Доклад на VIII международной конференции ГУ-ВШЭ «Модернизация экономики и общественное развитие», апрель 2007.
31. Кендалл, М. Дж. Многомерный статистический анализ и временные ряды / М. Дж. Кендалл, А. Стьюарт. — М.: Наука, 1976. — 736 с.
32. Кендалл, М. Дж. Статистические выводы и связи / М. Дж. Кендалл, А. Стьюарт. — М.: Наука, 1973. — 900 с.
33. Кендэл, М. Ранговые корреляции / М. Кендэл. — М.: Статистика, 1975. — 216 с.
34. Ким, Дж.-О. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ: пер. с англ. под ред. И. С. Енюкова / Дж.-О. Ким, Ч. У. Мьюллер, У. Р. Клекка и др. — М.: Финансы и статистика, 1989. — 215 с.
35. Ковалев, В. В. Финансовый менеджмент: теория и практика: науч. издание / В. В. Ковалев. — М.: Проспект, 2009. — 1024 с.
36. Корн, Г. Справочник по математике для научных работников и инженеров / Г. Корн, Т. Корн. — М.: Наука, 1974. — 832 с.
37. Коробейникова, А. А. Методика оценки риска клиентов физических лиц с применением скоринга бюро кредитных историй / А. А. Коробейникова, А. В. Лётчиков, Н. В. Петрова, А. А. Ураськина // Достижения и перспективы эконометрических исследований в России: сб. докладов науч.-практ. семинара / под ред. д. э. н., профессора Ш. М. Валитова. — Казань, 2014. — С. 62-65.
38. Коробейникова, А. А. Модель расчета рискованной маржи для портфеля розничных кредитов / А. А. Коробейникова, А. В. Лётчиков. // Достижения и перспективы эконометрических исследований в России: сб. докладов науч.-практ. семинара / под ред. д. э. н., профессора Ш. М. Валитова. — Казань, 2014. — С. 42-45.

39. Корчагин, И. С. Использование баллов БКИ в аппликационном скоринге / И. С. Корчагин // Риск-менеджмент в кредитной организации. — 2013. — №3(11). — С. 12-20.
40. Крамер, Г. Математические методы статистики / Г. Крамер. — М.: Мир, 1975. — 648 с.
41. Лапшин, В. А. Консолидация и агрегация оценок вероятности дефолта: препринт WP16/2012/02 / В. А. Лапшин, С. Н. Смирнов; нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». — М.: Изд. дом Высшей школы экономики, 2012. — 40 с.
42. Макконнелл, К. Р. Экономикс: Принципы, проблемы и политика: в 2 т.: пер. с англ. 11-го изд. / К. Р. Макконнелл, С. Л. Брю — М.: Республика, 1992.
43. Модильяни, Ф. Сколько стоит фирма? Теорема ММ: пер. с англ./ Ф. Модильяни, Ф. Миллер – 2-е изд. — М.: Дело, 2001.
44. Найт, Ф. Риск, неопределенность и прибыль / Ф. Найт. — М.: Дело, 2003.
45. Орлов, А. И. Прикладная статистика: учебник / А. И. Орлов. — М.: Издательство «Экзамен», 2004. — 656 с.
46. Первадчук, В. П. Прогнозирование процентных ставок на основе теории детерминированного хаоса для управления риском коммерческого банка / В. П. Первадчук, Д. Е. Галкин, Д. Б. Шумкова. // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Экономические науки. — 2012. — № 3 (149) — С. 144-150.
47. Петров Д. А. Кредитный риск-менеджмент как инструмент борьбы с возникновением проблемной задолженности / Д. А. Петров, М. В. Помазанов. // Методический журнал Банковское кредитование. — 2008. — №6.
48. Письмо ЦБ РФ № 192-Т «О методических рекомендациях по реализации подхода к расчету кредитного риска на основе внутренних рейтингов банков».

49. Положение Банка России от 26.03.2004 № 254-П «О порядке формирования кредитными организациями резервов на возможные потери по ссудам, по ссудной и приравненной к ней задолженности».

50. Помазанов, М. В. Адаптация «продвинутого» подхода «Базель II» для управления кредитными рисками в российской банковской системе / М. В. Помазанов. // Управление финансовыми рисками. — 2009. — № 1 (17).

51. Помазанов, М. В. Влияние временной структуры портфеля на показатели минимального объема экономического капитала коммерческих банков и вероятности дефолта заемщиков / М. В. Помазанов, А. А. Глушкова. // Вестник Южно-уральского государственного университета. — 2013. — Т. 7. — №1. — С. 6-12.

52. Помазанов, М. В. Внедрение IRB Продвинутого подхода в Банковской системе. Несколько основных препятствий / М. В. Помазанов. // Аналитический банковский журнал. — 2011. — № 4 (190). — С. 74-76.

53. Помазанов, М. В. Калибровка рейтинговой модели для секторов с низким количеством дефолтов / М. В. Помазанов, А. Хамалинский // Управление финансовыми рисками. — 2012. — № 2 (30). — С. 82-94.

54. Помазанов, М. В. Капитал под риском в совершенной модели банковской системы / М. В. Помазанов, В. В. Гундарь. // Финансы и Кредит. — 2003.- №24 — С. 14-17.

55. Помазанов, М. В. Количественный анализ кредитного риска / М. В. Помазанов // Банковские технологии. — 2004. — №2.

56. Помазанов, М. В. Моделирование нового продукта в кредитном портфеле / М. В. Помазанов // Финансы и кредит. — 2004.- №6 — С.12-18.

57. Помазанов, М. В. Окупаемость инвестиций в повышение качества внутренней рейтинговой системы банка / М. В. Помазанов. // Банковское дело. — 2010. — №9. — С. 61-65.

58. Помазанов, М. В. Продвинутый подход к управлению кредитным риском в банке: методология, практика, рекомендации / М. В. Помазанов. // Аналитический банковский журнал. — 2010. — №6.

59. Помазанов, М. В. Разработка внутренних систем рейтингования заемщиков: типичные вопросы / М. В. Помазанов, Д. А. Петров. // Банковское дело. — 2009. — № 7. — С. 37-40.
60. Продвинутый подход к управлению кредитным риском в банке: методология, практика, рекомендации: практическое пособие. — М.: изд. д. «Регламент-Медиа», 2010.
61. Руководство по кредитному скорингу: под ред. Э. Мэйз: пер. с англ. И. М. Тикота; науч. ред. Д. И. Вороненко. — Минск: Гревцов Паблицер, 2008. — 464 с.
62. Себер, Дж. Линейный регрессионный анализ / Дж. Себер. — пер. с англ. В. П. Носко, под ред. М. Б. Малютова. — М.: Мир, 1980. — 456 с.
63. Симонов, П. М. Оценка кредитного риска: актуальные практические вопросы / П. М. Симонов, С. И. Лазуков. // Вестник Пермского университета. Серия: Экономика. — 2009.- № 1. — С. 61-67.
64. Титов, О. А. Математические методы обработки наблюдений: учебное пособие / О. А. Титов. — СПбГУ, 2001.
65. Фантаццини, Д. Управление кредитным риском / Д. Фантаццини. // Прикладная эконометрика. — 2008. — № 4 (12). — С. 84–137.
66. Фантаццини, Д. Эконометрический анализ финансовых данных в задачах управления риском / Д. Фантаццини // Прикладная эконометрика. — 2009.- № 1(13) — С. 105–138.
67. Харман, Г. Современный факторный анализ / Г. Харман. — М.: Статистика, 1972. — 488 с.
68. Что показывают опережающие индикаторы системных финансовых и макроэкономических рисков? Центр макроэкономического анализа и краткосрочного прогнозирования [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://www.forecast.ru> (дата обращения: февраль 2015).
69. Ширяев, А. Н. Основы стохастической финансовой математики Факты. Модели. / А. Н. Ширяев. — Т. 1. — М.: ФАЗИС, 1998. — 512 с.

70. Энциклопедия финансового риск-менеджмента: под ред. канд. экон. наук А. А. Лобанова и А. В. Чугунова — М.: Альпина Паблишер, 2009. — 932 с.
71. Altman, E. I. The link between default and recovery rates: theory, empirical evidence, and implications / E. I. Altman, B. Brady, A. Resti, A. Sironi // *Journal of Business*. — 2005. — № 78 (6). — p. 2203 – 2227.
72. Anderson, R. The Credit Scoring Toolkit Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation / R. Anderson — New York: Oxford University Press Inc., 2007. — 731 p.
73. Andersson, P. A credit default model for a dynamically changing economy / P. Andersson // *The Journal of Credit Risk*. — Winter 2011/12. — Vol. 7. -№ 4. — P. 3–22.
74. Baer, T. Best practices for estimating credit economic capital. McKinsey working papers on risk/ T. Baer, V. K. Kishore, A. N. Sheriff — McKinsey & Company. — April 2009. — №11. — 11 p.
75. Balzarotti, V. Reforming Capital Requirements in Emerging Countries: Calibrating Basel II using Historical Argentine Credit Bureau Data and CreditRisk+ / V. Balzarotti, Ch. Castro, A. Powell. — Buenos Aires: Centro de Investigation en Finanzas, 2004.
76. Bamber, D. The Area above the Ordinal Dominance Graph and the Area below the Receiver Operating Characteristic Graph / D. Bamber // *Journal of mathematical psychology*. — 1975. — №12. — P. 387-415.
77. Berkowitz, J. How accurate are Value-at-Risk models at commercial banks? / J. Berkowitz, J. O'Brien // *Journal of Finance*. — 2002. — № 57 — P. 101–128.
78. Bielecki, T. R. Credit risk: modeling, valuation and hedging / T. R. Bielecki, M. Rutkowski — Berlin; Heidelberg; New York; Barcelona; Hong Kong; London; Milan; Paris; Tokyo: Springer, 2002. — 540 p.
79. Bielecki, T. R. Markov Chain Models of Portfolio Credit Risk Oxford Handbook of Credit Derivatives, eds. A. Lipton and A. Rennie/ T. R. Bielecki, S. Crépey, A. Herbertsson. — Oxford University Press, 2011.

80. Black, F. The pricing of options and corporate liabilities / F. Black, M. Scholes // *Journal of Political Economy*. — 1973. — № 81(3). — P. 637–654.
81. Bluhm, C. Calibration of PD term structures: to be Markov or not to be / C. Bluhm, L. Overbeck // *Risk*. — 2007. — Vol. 20. — № 11. — P. 98-103.
82. Cantor, R. Analyzing the Tradeoff Between Ratings Accuracy and Stability. Moody's investors service. Global Credit Research. Special comment / R. Cantor, C. Mann — 2006.
83. Capon, N. Credit scoring systems: a critical analysis / N. Capon // *Journal of Marketing*, 1982. — № 46. — P. 82-91.
84. Cauoette, J. B. Managing credit risk: The next great financial challenge / J. B. Cauoette, E. I. Altman, P. Narayanan. — L.: John Wiley & Sons Inc., 1998.
85. Chun, S.Y. Conditional Value-at-Risk and Average Value-at-Risk: Estimation and Asymptotics / S. Y. Chun, A. Shipiro, S. Uryasev // *Operations Research*. — 2012. — № 60(4). — P. 739–756.
86. Cont, R. Robustness and sensitivity analysis of risk measurement procedures / R. Cont, R. Deguest, G. Scandolo // *Quantitative Finance*. — 2010. — № 10(6). — P. 593–606.
87. Core principles for effective banking supervision. Basel Committee on Banking Supervision, 2006, October.
88. Cossin, D. Advanced credit risk analysis / D. Cossin, H. Pirotte. — Chichester: John Wiley & Sons, Ltd., 2001.
89. CreditMetrics. Technical document. — N.Y.: J. P. Morgan & Co., Inc., 1997.
90. CreditRisk+. A credit risk management framework. Technical Document. — L./N.Y.: Credit Suisse Financial Products, 1997.
91. Crouhy, M. A comparative analysis of current credit risk models / M. Crouhy, D. Galai, R. Mark // *Journal of Banking & Finance*. — 2000. — №24. — P. 59-117.

92. Embrechts, P. Model uncertainty and VaR aggregation / P. Embrechts, G. Puccetti, L. Ruschendorf // *Journal of Banking and Finance*. — 2013. — № 37(8). — P. 2750–2764.
93. Embrechts, P. Statistics and Quantitative Risk Management for Banking and Insurance / P. Embrechts, M. Hofert // *Annual Review of Statistics and its Applications*. — 2014. — № 1. — P. 493–514.
94. Engelmann, B. Measuring the Discriminative Power / B. Engelmann, E. Hayden, D. Tasche // *Discussion paper Series 2: Banking and Financial Supervision of Rating Systems*. — 2003. — № 1. — 24 p.
95. Engelmann, B. Testing rating accuracy / B. Engelmann, D. Tasche. — 2003. — 5 p.
96. Ericsson, J. Liquidity and Credit Risk / J. Ericsson, O. Renault // *The Journal of Finance*. — 2006. — Vol. 61. — № 5. — P. 2219–2250.
97. Frye, J. Credit loss and systematic loss given default / J. Frye, Jr. M. Jacobs // *The Journal of Credit Risk*. — Spring 2012. — Vol. 8. — № 1. — P. 109–140.
98. Grimshaw, S. D. Markov Chain Models for Delinquency: Transition Matrix Estimation and Forecasting / S. D. Grimshaw, W. P. Alexander // *Applied Stochastic Models in Business and Industry*. — John Wiley & Sons, Ltd, 2011. — Vol. 27. — № 3. — P. 267–279.
99. Gupton, G.M. Loss Calc: Model for predicting Loss Given Default / G. M. Gupton, R. M. Stein // *Modeling Methodology*. Moody's.- Feb. 2002.
100. Gürtler, M. Adjusting Multi-Factor Models for Basel II-consistent Economic Capital / M. Gürtler, M. Hibbeln, C. Vöhringer // *SSRN Electronic Journal*. — 2008. — №1.
101. Gürtler, M. Multi-period defaults and maturity effects on economic capital in a rating-based default-mode model / M. Gürtler, D. Heithecker // *DBW*, 2008. — Vol. 68. — № 5. — P. 501-515.

102. Hanley, J. A. The Meaning and Use of the Area under a Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve / J. A. Hanley, B. J. McNeil // *Radiology*. — April 1982. — Vol. 143. — № 1— P. 29-36.

103. Hlawatsch, S. Simulation and estimation of loss given default / S. Hlawatsch, S. Ostrowski // *The Journal of Credit Risk*. — Fall 2011. — Vol. 7.— № 3. — P. 39–73.

104. Hoadley, B. Business measures of scorecard benefit / B. Hoadley, R. M. Oliver // *IMA Journal Management Mathematics*. — 1998. — Vol. 9. — № 1. — 55 p.

105. Hosmer, D. W. Applied logistic regression / David W. Hosmer. Jr., Stanley Lemeshow. — 2nd ed. — N.Y.: John Wiley & Sons, Inc. — 2000. — 375 p.

106. Huang, X. Generalized beta regression models for random loss given default / X. Huang, C. W. Oosterlee // *The Journal of Credit Risk*. — Winter 2011/12. — Vol. 7. — № 4. — P. 45–70.

107. Jorion, P. Financial risk manager (FRM) instruction manual / P. Jorion . — N.Y.: Carli Management Corporation, 2000.

108. Jorion, P. Financial risk manager handbook / P. Jorion. — 2-nd ed. — Hoboken / New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2003. — 708 p.

109. Kealhofer, St. Portfolio management of default risk- KMV / St. Kealhofer, J. Bohn. — San Francisco, USA, 2001.

110. Keeney, R. L. Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Tradeoffs / R. L. Keeney, H. Raiffa. — New York: Wiley, 1976.

111. Kreinin, A. Regularization Algorithms for Transition Matrices / A. Kreinin, M. Sidelnikova // *Algo research quarterly*. — 2001. — Vol. 4. — №1 (2).— P. 23-40.

112. Kupiec, P. Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models / P. Kupiec // *Finance and Economics Discussion Series*, 1995.

113. Lamy, M.-F. The Treatment of Credit Risk in the Basel Accord and Financial Stability / M.-F. Lamy // *International Journal of Business*. — 2006. — Vol. 11. — № 2. — p. 159-170.

114. Mancini, L. Robust Value-at-Risk prediction / L. Mancini, F. Trojani // *Journal of Financial Econometrics*. — 2011. -№ 9. — P. 281–313.

115. Markowitz, H. Mean-variance analysis in portfolio choice and capital markets / H. Markowitz. — Oxford, 1987.

116. McNeil, A.J. Quantitative risk management: concepts, techniques and tools / A. J. McNeil, R. Frey, P. Embrechts. —Princeton: Princeton University Press, 2005.

117. Merton, R. On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates / R. Merton // *The Journal of Finance*. — 1974. — Vol. 29. — № 2.— P. 449–470.

118. Metz, A. A cyclical model of multiple-horizon credit rating transitions and default Moody's Investors Service / A. Metz. — New York, June 2007.

119. Michael, B. G. A Comparative Anatomy of Credit Risk Models/ B. G. Michael // *Journal of Banking and Finance*. — 2000. — Vol. 24. — № 1. — P. 119-149.

120. Nadaraya E. A. On nonparametric estimates of density functions and regression curves / E. A. Nadaraya // *Theory of Applied Probability*. — 1965. — № 10.— P. 186–190.

121. O'Brien, J.M. Estimating the Value and Interest Rate Risk of Interest-Bearing Transactions Deposits. Working paper. Division of Research and Statistics, Board of Governors, Federal Reserve System / J. M. O'Brien, 2000.

122. Oliver, R.M. Efficient frontier cut-off policies in credit portfolios / R. M. Oliver, E. Wells // *Journal of the Operational Research Society*. — 2001. — Vol. 52. — № 9 — 1025 p.

123. Patel, K. The Determinants of Default Correlations / K. Patel, R. Pereira // *Advances in Econometrics: Econometrics and Risk-Management*. — 2008. — Vol. 22.— P. 123-158.

124. Philosophov, L. Assessing Validity and Accuracy of the Basel II Model in Measuring Credit Risks of Individual Borrowers and Credit Portfolios/ L. Philosophov. — Moscow Committee of Banking Affairs., Sept. 10, 2006.

125. Phykhhtin, M. Measuring Counterparty Credit Risk for Trading Products under Basel II. Risk Architecture / M. Phykhhtin, S. Zhu. — Bank of America, September 18, 2006.

126. Press, S.J. Choosing between Logistic Regression and Discriminant Analysis / S.J. Press, S. Wilson // Journal of the American Statistical Association, 1978. — № 73. — P. 699-705.
127. Revised Framework on International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards, 2004, July.
128. Sheskin D. Handbook of parametric and nonparametric statistical procedures / David J. Sheskin. — 2nd ed. — Chapman & Hall/CRC, 2000. — 1002 p.
129. Siddiqi N. Credit risk scorecards: developing and implementing intelligent credit scoring / N. Siddiqi. — Canada: John Wiley & Sons, Inc, 1969. — 196 p.
130. Stephanou, C. Credit Risk Measurement Under Basel II: An Overview and Implementation Issues for Developing Countries / C. Stephanou, J.-C. Mendoza. — World Bank Policy Research Working Paper 3556. — April 2005.
131. Tarullo, D. K. Banking on Basel: The Future of International Financial Regulation / D. K. Tarullo. — Washington: Peterson Institute for International Economics, 2008.
132. Tasche, D. Working paper Estimating discriminatory power and PD curves when the number of defaults is small / D. Tasche. — Lloyds Banking Group, 2009.
133. Topi J. Bank runs liquidity and credit risk. Bank of Finland Research, Working papers / J. Topi. — Helsinki, 2008.
134. Van der Burgt, M. J., Wavelet analysis of business cycles for validation of probability of default: what is the influence of the current credit crisis on model validation? / M. J. Van der Burgt // The Journal of Risk Model Validation. — Spring 2009. — Vol. 3. — № 1. — P. 3–22.
135. Vasicek, O. The distribution of loan portfolio value risk / O. Vasicek. — 2002. — P. 160-162.
136. Wehrspohn, U. Optimal simultaneous validation tests of default probabilities, dependencies, and credit risk models / U. Wehrspohn. — Heidelberg University, July 2004.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

АКТ О ВНЕДРЕНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

«УТВЕРЖДАЮ»

Президент ПАО «БыстроБанк»

В. Ю. Колпаков

201 5 г.**А К Т**

**о внедрении результатов диссертационной работы
«Совершенствование системы управления рисками розничного
кредитования коммерческого банка на основе математического
моделирования»
автора Банных Александры Андреевны**

Мы, представители ПАО «БыстроБанк», настоящим актом подтверждаем, что результаты ряда научно-исследовательских и организационно-методических работ, выполненных в рамках проекта по повышению эффективности работы Банка, направленных на повышение качества управления и согласованное принятие связанных с риском решений, были получены при непосредственном участии старшего аналитика Группы разработки и внедрения интеллектуальных методов управления рисками Банных Александры Андреевны, которая внесла существенный творческий и научный вклад в решение проблемы совершенствования системы управления рисками Банка.

Практическая ценность диссертационной работы заключается в том, что предложенные математические модели позволяют снизить уровень риска по портфелю за счет привлечения дополнительных заемщиков с низким уровнем риска, адекватно оценить принятые риски, повысить производительность труда за счет увеличения степени автоматизации процесса принятия решения по кредитной заявке, повысить лояльность клиентов за счет сокращения сроков рассмотрения заявки и, в конечном итоге, увеличить прибыль Банка.

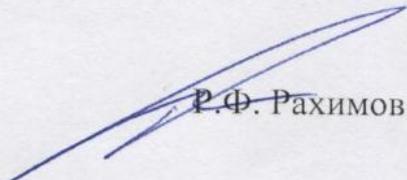
Научно-экономическая новизна полученных результатов диссертационной работы состоит в построении экономико-математической модели расчета банковской рискованной маржи с учетом возникновения непредвиденных потерь по розничному кредитному портфелю, в разработке многофакторной экономико-математической модели расчета банковского резерва и экономического капитала по розничному кредитному портфелю, в построении математической модели рейтинговой оценки заемщика с включением в нее данных из внешнего источника информации, разработке системы поддержки принятия решений, основанной на комплексной оценке прибыли, убытков и

объема розничного кредитного портфеля.

Полученные в ходе диссертационного исследования результаты были использованы в процессе управления рисками по потребительским кредитам без обеспечения и автокредитам.

Применяя разработанные экономико-математические модели, ПАО «БыстроБанк» за период с 01.01.2013 по 01.01.2014 увеличил объем кредитного портфеля на 95%, сократил долю просроченной задолженности в кредитном портфеле с 2,45% до 2,35%.

Вице-президент, директор
Департамента управления
рисками ПАО «БыстроБанк»



Р.Ф. Рахимов

Вице-президент, директор
Департамента развития
розничного бизнеса
ПАО «БыстроБанк»



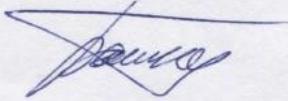
С.В. Черкашин

Директор Управления
экономического анализа,
планирования и отчетности
ПАО «БыстроБанк»



И.В. Нестеров

Риск-менеджер ПАО «БыстроБанк»



С.В. Байков