

Моделирование оптимальных кредитных лимитов в микрофинансовых организациях

Сорокин А.С.

В условиях нестабильной экономической ситуации население предъявляет высокий спрос на деньги, что приводит к повышению кредитных рисков микрофинансовых организаций (МФО). Это требует выработки системных управленческих решений по их минимизации. Необходимость системного подхода в управлении рисками в МФО вызвана особенностью развития рынка микрокредитования в РФ: ограниченность временных ресурсов при внедрении систем принятия решений (СПР) в связи с коротким сроком займа по сравнению с банковским сектором, недостаток специалистов по управлению рисками и технических специалистов, увеличение степени регулирования рынка со стороны Центрального банка (ЦБ). Один из способов управления кредитным риском, особенно в микрофинансовых организациях, – это установка лимитов выдаваемых займов в зависимости от степени риска заемщика и ожидаемой доходности. Данная статья посвящена изучению вопроса установления кредитных лимитов и их влияния на кредитный риск во всем портфеле МФО. Целью данной статьи является разработка систематизированного математического подхода к управлению кредитными рисками посредством установления оптимальных кредитных лимитов в МФО. В статье приведена методика и практический пример моделирования лимитов на основе данных МФО, входящей в топ-10 российского онлайн-рынка микрофинансирования. По сегментам первичных и повторных заемщиков на основе реальных данных строится математическая модель, позволяющая корректировать лимитную политику организации для снижения уровня риска, учитывая доходность каждого сегмента клиентов. В качестве математического инструментария используется взвешенный метод наименьших квадратов для оценки коэффициентов полиномиальной регрессии, а также модель логистической регрессии. Научная новизна данной статьи состоит в применении в СПР МФО, помимо скоринговой модели, отдельной математической модели для установки лимитов. Практическая значимость данной статьи состоит в возможности использования полученной модели в качестве советника при формировании кредитной и рисковой политики конкретной МФО.

Сорокин Александр Сергеевич – к.э.н., доцент кафедры Математических методов в экономике Российского экономического университета им. Г.В. Плеханова. E-mail: alsorokin@statmethods.ru

Статья поступила: 13.04.2022/Статья принята: 12.05.2022.

Ключевые слова: кредитный лимит; кредитный скоринг; кредитный риск; риск-аналитика; МФО; кластерный анализ; логистическая регрессия; взвешенный МНК; математическая модель.

DOI: 10.17323/1813-8691-2022-26-2-285-306

Для цитирования: Сорокин А.С. Моделирование оптимальных кредитных лимитов в микрофинансовых организациях. *Экономический журнал ВШЭ*. 2022; 26(2): 285–306.

For citation: Sorokin A.S. Modeling of Optimal Credit Limits in Microfinance Organizations. *HSE Economic Journal*. 2022; 26(2): 285–306. (In Russ.)

1. Введение

Микрофинансовым организациям необходимо быстро и точно принимать решения о выдаче займа и устанавливать кредитные лимиты, учитывая степень риска заемщика. Применение скоринговых моделей для оценки кредитных рисков и управления ими является привычным инструментом работы в финансовых организациях. С точки зрения решения задач по управлению кредитным риском можно выделить два аспекта разработки скоринговых моделей. Во-первых, это непосредственно построение математической модели для оценки риска на уровне заемщика. Во-вторых, это построение централизованной системы оценки и принятия решений (СПР) по заемщику с использованием разработанной модели, которая основывается на выборе оптимального скорингового балла («точки отсечения», от англ. cut-off), с позиции риска во всем портфеле для отсека сегмента заемщиков с наибольшим риском.

Сравнивая рынок микрозаймов с банковским сектором, следует отметить, что в банках СПР по заемщику традиционно опирается на выбор «точки отсечения», разделяющей заемщиков на две группы: платежеспособных и потенциально дефолтных. В МФО такое грубое разделение не всегда оказывается эффективным. Исходя из имеющихся статистических данных по клиентам за продолжительный промежуток времени, МФО имеет возможность разделять заемщиков на основе скоринговой модели на децили по уровню риска и устанавливать для каждого дециля кредитные лимиты, обеспечивающие ей максимальный приток капитала.

Следует отметить, что для экономики МФО наряду с уровнем риска конверсия из заявки в одобрение и, в конечном счете, в выдачу имеет немаловажное значение¹. Лимитная политика может быть нацелена на увеличение конверсии в одобрение по отношению к менее рисковым клиентам. В микрофинансовой сфере основной заработок идет на повторных клиентах, а удержать клиента из-за короткого срока займа гораздо труднее, чем в банковской сфере. Поэтому при управлении кредитными рисками в МФО построение СПР на основе сегментации по уровню риска позволяет ответить на вопрос, каким клиен-

¹ С точки зрения юнит-экономики при принятии решения по заемщику. Юнит-экономика – это система принятия решений в МФО при управлении кредитным риском, нацеленная на получение максимальной прибыли с одного клиента в долгосрочной перспективе на всем сроке «жизни» клиента.

там под какой процент стоит выдавать кредит², а также какая сумма кредитного лимита подходит для того или иного заемщика, чтобы обеспечить максимальный уровень конверсии с приемлемым риском и максимизировать доходность по портфелю.

Целью данного исследования является поиск эффективной математической модели для оценивания кредитных лимитов и оптимизации процедуры выдачи PDL-займов (от англ. Pay Day Loan, заем до зарплаты) в МФО. PDL-займы законодательно в РФ ограничены сроком до 30-ти дней, что значительно меньше стандартных сроков займов по кредитам в банках. В соответствии с Законом³, размеры кредитных сумм также существенно меньше (до 30 тыс. руб.) по сравнению с банковскими. В связи с этим МФО может управлять кредитным риском за счет грамотной политики назначения лимитов при высоком уровне одобрения заявок: не отказывать высокорисковым заемщикам, а назначать им оптимальный лимит, исходя из ожидаемой доходности и получаемой оценки степени риска по скоринговой модели.

Стандарты управления рисками в МФО в России и ведения отчетности в последние три года все больше приближаются к стандартам управления в банковской сфере. Это неизбежно ведет к увеличению степени влияния регулятора на рынок микрофинансирования. Математическая модель, рассматриваемая в данной статье, учитывающая особенности микрофинансового рынка при назначении лимитов в СПР, поможет МФО разрабатывать кредитную политику, соответствующую требованиям и стандартам действующего законодательства. За счет установления кредитных лимитов, опосредованно влияя на конверсию из одобрения в выдачу, МФО может регулировать уровень кредитного риска. При этом важно назначать лимиты для разных групп заемщиков в зависимости от их платежеспособности. Для этого целесообразно ранжировать клиентов по уровню риска, разделяя их на несколько кластеров (сегментов).

Таким образом, оценивая во всем кредитном портфеле такие параметры, как сроки не вовремя уплаченных займов и их суммы, а также показатели доходности, кредитная организация может определять конкретные лимиты для клиентов в зависимости от степени риска. В итоге СПР по установлению лимитов будет построена таким образом, что шансы у неблагоденственных клиентов взять кредит будут понижаться, а платежеспособные клиенты смогут больше кредитоваться за счет большей суммы лимитов. Это, в свою очередь, будет решать проблему антиселекции⁴ заемщиков и увеличивать уровень конверсии из одобрения в выдачу конкретной СПР. Все это подчеркивает актуальность разработки математического обоснования при назначении лимитов после расчета скорингового балла заемщика в СПР МФО.

Автором проведено исследование подходов к управлению кредитными лимитами в отечественной и зарубежной научной литературе. На основе изученной литературы и

² Ставка процентов в день для МФО фиксирована ЦБ, речь идет о беспроцентном первом займе новым клиентам в сегменте с минимальным уровнем риска, а также возможности формирования отдельной маркетинговой стратегии взаимодействия с клиентами с минимальным уровнем риска.

³ Федеральный закон от 02.07.2010 г. № 151-ФЗ (ред. от 06.12.2021 г.) «О микрофинансовой деятельности и микрофинансовых организациях».

⁴ Антиселекция – это проблема отбора «плохих» заемщиков вместо «хороших». Такая проблема может возникать, когда группе заемщиков с низким риском предлагается невысокий лимит, в результате на низкий лимит будут соглашаться в основном только «плохие» заемщики в этой группе.

опыта моделирования рисков предложен новый математический подход назначения лимитов в МФО, учитывающий риск и доходность различных сегментов клиентов. В качестве показателя риска при моделировании выбран показатель NPL, а в качестве показателя доходности – ROI. В статье приведена методика подготовки данных выборки и обсуждаются методологические вопросы, связанные с исследованием данных перед моделированием, дается общая спецификация предлагаемой модели лимитов. В заключительной части работы приведены результаты эмпирической апробации разработанного метода моделирования лимитов на примере российской МФО.

2. Обзор литературы

Проблема управления лимитами изучена по большей части для банковской сферы. Так, в статье [Снегова, 2013] моделируются кредитные лимиты для экспресс-кредитования по банковским картам. Предлагается решение задачи оптимизации для установления кредитных лимитов по типам заемщиков. Также в статье [Мастяева и др., 2018] составляется алгоритм для определения кредитного лимита в случае экспресс-кредитования, основываясь на кредитной истории и доходах клиента. Среди зарубежных исследований можно выделить [Deu, 2010], в котором на основе статистики приводится описание эффектов установления лимитов по кредитным картам на вероятность дефолта заемщика и потенциальные убытки банка.

Обычно в банках для оценки кредитного риска заемщиков делят на два класса, выбирая точку отсечения по скоринговой модели. Такой подход можно считать самым простым вариантом использования политики лимитов: лимит 0 или лимит равен сумме запрашиваемого займа, размер которого сверху ограничен общей кредитной политикой. Например, в статье [Soureshjani et al., 2012] авторы рассчитали наилучшую точку отсечения с помощью методов логистической регрессии и нейронных сетей, являющихся наиболее часто используемыми методологиями в анализе кредитного риска соответственно при классическом подходе статистического моделирования и при применении машинного обучения. Авторы нашли значение, которое минимизирует общую ошибку модели. В моделировании логистической регрессии точка отсечения – это точка, в которой лицо, принимающее решение, определяет, принимать заявку на получение кредита или нет. Если вероятность становится больше точки отсечения, клиент будет в классе «плохих» клиентов, в противном случае – в классе «хороших» клиентов. В нейронной сети для расчета скорости предсказания сети используется порог правильного предсказания относительно неправильного, аналогичный точке отсечения в логит-моделировании. Использование нейронной сети показывает, что наилучшая точка отсечения, полученная с помощью логит-моделирования, также подходит для нейронной сети.

Близкое к тематике данной статьи исследование описано в работе [Chen et al., 2012], где авторы предложили гибридный метод интеллектуального анализа данных из двух этапов обработки. На этапе кластеризации выборки первичных и повторных клиентов группируются в однородные кластеры, которые представляют собой рейтинговые сегменты по уровню риска. Отличие от традиционных моделей оценки кредитоспособности состоит в том, что клиенты были разделены на три или четыре класса, а не на два класса («хорошие» и «плохие»). Были получены экспериментальные результаты, основанные на примере кредитных данных одного китайского банка. При выборе правильной точки от-

сечения для каждого класса достигается точная идентификация «хорошей» и «плохой» кредитной истории. Далее в соответствии с характеристикой каждого класса разрабатываются стратегии управления рисками.

Однако в сфере микрофинансирования лимитная политика малоизучена. Например, в статье [Байрамов, 2021] приводится алгоритмизация деятельности МФО, где во внимание принимаются поступления от заемщика и его кредитная история.

В статье [Chikalipah, 2018] было изучено влияние размера кредита на кредитный риск в микрофинансовой индустрии африканского региона. Применяются традиционные банковские методологии в микрофинансовой отрасли. На выборке, состоящей из более чем 1300 ежегодных наблюдений и 632 микрофинансовых организаций за период с 1995 по 2013 гг., проведен анализ влияния на кредитный риск сегментов клиентов с использованием обобщенного метода моментов и обобщенной линейной модели с фиксированными эффектами (Fixed-effect model). Авторы данного исследования пришли к выводу, что кредитные риски положительно связаны с размерами кредитов среди микрофинансовых организаций, т.е. небольшие кредиты несут меньший риск по сравнению с более крупными суммами, что требует необходимости разработки кредитной политики в МФО.

В статье [Terko et al., 2019] иллюстрируется реализация модели кредитного скоринга с использованием методов машинного обучения, в частности, с использованием наиболее популярного в настоящий момент алгоритма градиентного бустинга (XGBoost). В работе обсуждается роль настройки гиперпараметров и выбора функций в оптимизации результатов оценки рисков, где сумма займа (лимита) может выступать одним из параметров. Данные, используемые для получения оценок эффективности, представляют собой реальные данные, предоставленные микрофинансовой организацией, базирующейся в Боснии и Герцеговине. Авторы делают вывод, что с помощью XGBoost возможна значительная оптимизация, но модель не может превзойти обычные рекомендуемые подходы для решения проблемы кредитного скоринга. Предполагается, что, хотя методы бустинга все чаще используются в кредитном скоринге, невозможно принять решение, не понимая специфики данных и не задаваясь вопросом, подходят ли другие методы.

В отечественной статье [Поляков и др., 2019] с помощью логистической регрессии, алгоритма случайного леса и алгоритмов построения деревьев классификации моделируется вероятность просрочки кредита более 30 дней для заемщиков МФО. В качестве исходных данных брались стандартные показатели, собираемые МФО для оценки риска при аппликационном скоринге, а также данные из социальных сетей клиентов. Результаты работы показали, что кредитная история и возраст заемщиков играют определяющую роль. В данной статье хорошо анализируется вероятность дефолта, но в ней отсутствуют практические рекомендации для МФО, как действовать при тех или иных вероятностях дефолта, т.е. как назначать лимиты.

Таким образом, проблематика управления кредитными лимитами поднималась многократно в банковской сфере и в меньшей степени в микрофинансах. Предлагаемые решения в большинстве работ не связаны с математическим моделированием, а наиболее углубленные исследования были нацелены на выбор точки отсечения и вероятность дефолта заемщика, в том числе применялся и кластерный анализ.

В сфере микрофинансов только создается вектор развития для лимитной политики при разработке СПР. В рассмотренных отечественных и зарубежных статьях была определена роль суммы предоставляемого кредита и кредитного лимита в доходности МФО, а

также проиллюстрированы скоринговые модели для микрофинансирования в контексте вероятности дефолта. В целом можно подчеркнуть, что в рассмотренных выше научных работах предпринимались попытки обоснования назначения лимитов в зависимости от сегмента клиентов по степени риска, т.е. применение сегментированного подхода в назначении лимитов. Однако в банковском секторе и на рынке PDL-займов вопрос назначения лимитов на основе математического моделирования не проработан.

В настоящей работе автором предлагается иной подход к снижению рисков, который не был широко изучен ни в отечественной, ни в иностранной научной среде. Новизной излагаемого подхода является комплексное применение результатов оценки риска на уровне заемщика на основе скоринговой модели и получения его дециля риска, а затем расчет лимитов с помощью отдельной математической модели. Данная модель строится на основе логистической регрессии и взвешенного метода наименьших квадратов, учитывая дециль риска и уровень фактической доходности конкретного сегмента клиентов в портфеле.

3. Методика моделирования

3.1. Подготовка выборки данных

Для моделирования оптимальных значений кредитных лимитов сначала необходимо собрать данные и подготовить исходную репрезентативную выборку. Начальной предпосылкой моделирования лимитов является наличие в МФО разработанных СПР на основе скоринговых моделей, ранжирующих заемщиков по децилям риска, по которым есть данные о выданных займах с результатами исполнения платежной дисциплины⁵. Важные методологические аспекты подготовки исходной выборки – это выбор временного интервала, периода «созревания» выборки [Сиддики, 2014, с. 51], объекта наблюдения, минимального объема выборки. Остановимся подробнее на наиболее важных моментах, влияющих на репрезентативность подготавливаемой выборки.

Временной интервал для формирования выборки должен быть взят за последний стабильный период работы СПР по заемщикам. В данный период не должно проводиться тестирование новых СПР или экспериментов, значительно искажающих нормы уровня одобрения и риска по основным сегментам клиентов (например, первичным и повторным клиентам). Если подобные эксперименты проводились, то договоры таких заемщиков должны быть исключены из выборки данных.

Исходная выборка по первичным и повторным клиентам должна быть сгруппирована по показателю риска, поскольку несгруппированные данные будут разнородны с большим количеством наблюдений. Исходя из ограничения по срокам займа (до 30 дней), оптимально будет разделить заемщиков по месяцам. Таким образом, формируется новая выборка, состоящая из объединенных по уровню риска группам за каждый месяц, и объектом наблюдения для расчетов будет являться группа заемщиков с определенным уровнем риска в соответствующем месяце. Группы должны быть сформированы путем разбиения заемщиков на децили риска. Разбиение заемщиков по уровню риска на основе де-

⁵ Под СПР в МФО понимаются правила дополнительных проверок клиента на основе результатов скоринга, установки лимита и других параметров займа.

цилей является традиционным в кредитном скоринге [Сиддики, 2014]. Для расчета децилей риска по каждой скоринговой модели рассчитывается вероятность дефолта (от англ. PD – Probability of Default). Затем полученная выборка исходных заемщиков ранжируется по найденным вероятностям и делится на десять частей, в каждую из которых входят примерно по 10% наблюдений. Разбиение на децили широко применяется в макроэкономических исследованиях [Коротаев и др., 2018], а также в задачах анализа больших массивов данных, например, в [Жаромский и др., 2011].

Агрегация данных по децилям является оптимальной ввиду больших массивов данных. Более того, разбиение на процентилю более крупного порядка даст меньшее количество групп и, следовательно, количество наблюдений в новой сгруппированной выборке, что скажется на точности моделирования. Разбиение по группам необходимо формировать в разрезе каждой скоринговой модели. Группы заемщиков с неприемлемым уровнем риска и лимитом 0 не должны браться для моделирования (отказные сегменты). Таким образом, наблюдением в финальной выборке будут агрегированные данные по децилям риска за определенный месяц с достаточным числом заявок и приемлемым уровнем риска.

Выбор конкретного временного интервала зависит от характеристик данных. Например, сегментирование может быть по трем группам (первый, второй или третий заем) и одобрение кредита – по двум децилям в каждой группе. Тогда при месячной агрегации заемщиков можно получить 72 группы за год (6 децилей и 12 месяцев). За два года – 144 наблюдения, что является достаточным объемом для анализа. Поэтому, учитывая характеристики выборки, можно определить оптимальный временной интервал. Более подробно об определении минимального объема выборки в кредитном скоринге изложено, например, в работе [Сорокин, 2014].

Однако данные последних месяцев нельзя брать для формирования выборочной совокупности. Особенностью моделирования рисков в финансовой сфере является наличие периода «созревания» выборки, после которого фиксируются необходимые показатели. Горизонт формирования выборки 6 месяцев после даты выдачи микрозайма является оптимальным, поскольку за этот период достигается максимальный размер начисления процентов на долг, который, согласно законодательству РФ⁶, должен составлять не более полуторакратного размера суммы предоставленного потребительского займа. Также, в соответствии с данным ФЗ, процентная ставка по PDL-займам по состоянию на начало 2022 г. не может превышать 1% в день. Исходя из двух вышеуказанных условий, как правило, МФО фиксируют доходность по займу по истечении 5–6 месяцев. За этот срок становится достоверно известно, сколько клиентов ушли в дефолт и какая доходность получается по портфелю выданных займов.

3.2. Выбор показателя для измерения риска

Поскольку модель оптимального лимита будет строиться исходя из уровня риска и ожидаемой доходности каждого сегмента клиентов, следующим этапом необходимо вы-

⁶ Федеральный закон от 27.12.2018 г. № 554-ФЗ «О внесении изменений в Федеральный закон "О потребительском кредите (займе)" и Федеральный закон "О микрофинансовой деятельности и микрофинансовых организациях"».

брать целевой показатель для измерения риска. Отметим наиболее распространенные показатели, используемые для этой цели в риск-менеджменте МФО.

NPL (англ. Non-Performing Loan) – это доля клиентов, просрочивших выплаты по кредитам [Khan и др., 2020]. Существуют разные подходы к расчету данного показателя. NPL может охватывать доли клиентов со сроками просрочки: 1, 10, 30, 60, 90, 120 и др. количеством дней. Чаще всего в банках применяется NPL90, а для микрофинансовых организаций актуальным показателем оценки риска является NPL30 ввиду коротких сроков кредитования. Показатель NPL может быть рассчитан по количеству клиентов, ушедших в просрочку, а также по сумме займов в просрочке. Также следует отметить возможность расчета «чистого» NPL, в котором уплаченные после просрочки кредиты не учитываются в вычислении этого показателя. Показатель NPL может фиксироваться на различном временном горизонте после окончания срока выдачи займа – 30 дней, 60 дней, 90 и т.д. дней.

FPD (англ. First Payment Default) – это кредиты, по которым при наступлении срока платежа отсутствует первый платеж или продление займа. В отличие от NPL показатель FPD более специфичен для МФО. При расчете FPD неплатеж по займу при его продлении не является негативным событием риска, более того, такой сегмент клиентов в МФО приносит максимальную доходность. Показатель FPD также может охватывать доли клиентов с разным сроком просрочки: 1, 10, 30 и т.д. дней. Все показатели риска имеют определенный период «созревания». FPD имеет более короткий срок «созревания» по сравнению с NPL.

Следует отметить, что выбор определенного показателя риска зависит от специфики управления рисками конкретной МФО, а также целевых показателей используемых скоринговых моделей.

3.3. Расчет показателей для моделирования

В практике риск-менеджмента МФО основными характеристиками кредитных договоров считаются уровень риска, сумма займа (средний чек), доходность займа и размер устанавливаемого лимита для ограничения риска. На следующем шаге необходимо рассчитать финальные показатели по каждому объекту наблюдения с агрегацией по месяцам, имеющие далее следующие обозначения в спецификациях предлагаемых моделей:

- 1) L – средний лимит (ден. ед.), т.е. среднее значение одобряемой СПР суммы займа;
- 2) D – средняя сумма займа или ОД (основной долг) (ден. ед.);
- 3) R – процент клиентов, ушедших в просрочку более 30 дней по выданному займу, относительно общей численности клиентов за рассматриваемый месяц (%)⁷;
- 4) P – доходность (%), в данном случае ROI⁸.

⁷ При выборе NPL в качестве показателя риска. При выборе альтернативного показателя риска фиксируется доля плохих клиентов по альтернативному показателю.

⁸ ROI (англ. Return Of Investment, возврат инвестиций) – доходность инвестиций за определенный период, рассчитывается как отношение полученных от клиентов платежей к общему объему выданных кредитных средств (основного долга).

3.4. Предварительный анализ данных

Следующим этапом моделирования является исследование описательных статистик рассчитанных показателей по сформированной выборке данных. Децили в формируемой выборке должны иметь достаточное количество займов для снижения доли ошибки при расчете исходного соотношения риск-доходности групп клиентов. Поэтому рекомендуется удалять из выборки сегменты с количеством займов ниже 5-процентного квантиля распределения.

Будет полезным построение диаграммы рассеяния и исследование корреляции между показателем уровня риска и разницы между показателями среднего лимита и среднего ОД. Наличие значимой корреляции будет подтверждать априорную гипотезу о различии сценариев поведения заемщиков при разной одобряемой сумме займа. С помощью диаграммы рассеяния можно наглядно оценить роль лимитной политики МФО, поскольку отклонения суммы долга от заданного лимита имеют существенное значение в определении типа заемщика. Такая визуализация необходима для проведения первичного анализа по наиболее рисковым клиентам, которые склонны брать максимально возможную сумму займа с намерением отказаться от выплаты кредита. Поэтому на практике существует зависимость между лимитом и суммой займа, выражающаяся в приближении размера кредита к размеру лимита при увеличении уровня риска.

Для создания математических правил установки лимитов в зависимости от уровня риска целесообразно ориентироваться на максимизацию средней доходности клиента в определенном дециле. Можно также исследовать зависимость доходности от уровня риска. В этих целях необходимо построить диаграмму рассеяния с линией тренда, отражающей исследуемую взаимосвязь. Такая визуализация поможет разделить всех заемщиков на кластеры по уровню риска и доходности. Кластеризация поможет таргетировать группу заемщиков для снижения уровня риска по ним за счет разрабатываемой модели лимитов.

Заключительным этапом разведочного анализа является построение диаграммы рассеяния между значениями среднего ОД и показателем риска, а также тепловой шкалы для уровня доходности в каждой точке на ней. Такая диаграмма поможет определить вид зависимости среднего ОД от уровня риска с учетом доходности сегмента клиента. В нашей конечной модели лимита прогнозный средний ОД будет являться фактором, который необходимо рассчитать отдельно, так как с ростом риска уменьшается разница между средним лимитом и средним ОД.

3.5. Спецификация модели среднего ОД

Как было отмечено выше, существует взаимосвязь между одобряемым лимитом и выбираемой заемщиком суммой кредита. Поэтому определение оптимального лимита связано с моделированием суммы займа, на которую будет кредитоваться заемщик с определенным уровнем риска. На первоначальном этапе неизвестным параметром для реализации лимитной политики является прогнозный средний ОД. На данном этапе исследования задача состоит в построении соответствующей регрессии. При этом нужно учитывать риски и доходности сегментов клиентов, отдавая предпочтение тем, у кого доходности выше.

Для этого, прежде всего, необходимо проанализировать форму зависимости среднего ОД от уровня риска, что позволит провести спецификацию данной регрессии. Подчеркнем, что теоретическая кривая такой зависимости должна иметь нелинейный тренд ввиду различий в выборе сумм займа разными типами клиентов. Так, заемщики с низким риском не склонны брать весь одобренный лимит, поскольку кредит им нужен для конкретных целей, они не пытаются максимизировать сумму долга, а кредитуются в соответствии с текущими потребностями. Напротив, высокорисковые заемщики максимизируют основной долг, не намереваясь выплачивать кредит, поэтому при увеличении риска с определенного значения их средние суммы займов резко падают из-за ограничений СПР. Вследствие этого зависимость среднего ОД от уровня риска можно представить в общем случае полиномиальной моделью вида

$$(1) \quad \hat{D} = b_0 + \sum_{i=1}^n b_i \cdot R^i,$$

где $\hat{D}$ – средний ОД; R – уровень риска; b_0 – константа модели; b_i – фиксированные коэффициенты; n – общее количество групп клиентов после разбиения на децили.

Таким образом, регрессия определяет прогнозную сумму займа для каждой группы риска по клиентам. Показатель риска положителен, следовательно, выражение справа будет больше нуля. Определяя оценку показателя $\hat{D}$, заметим, что МФО ориентируется на высокодоходных заемщиков, поэтому специфицируемая модель для прогнозной средней суммы займа должна быть взвешена по доходности. Это означает, что заемщики с большей доходностью получают больший вес при расчете среднего прогнозного ОД. В связи с этим для оценки параметров модели (1) целесообразно воспользоваться взвешенным методом наименьших квадратов (ВМНК), так как он позволит «подстроить» регрессию под наиболее доходные группы.

Взвешенный метод наименьших квадратов широко используется в эконометрических исследованиях, например, в работе [Перова и др., 2021]. Обычно ВМНК используется для устранения гетероскедастичности, поскольку каждой наблюдаемой ошибке модели присваивается соответствующий вес перед проведением процедуры классического МНК. Чаще всего такие веса выбираются пропорционально значениям факторов модели. Таким образом, устраняется гетероскедастичность и корректируются оценки параметров и тем самым повышается точность модели.

Опишем применение ВМНК для заданной регрессии (1). В нашем случае нужно не построить модель с минимальной ошибкой, а провести кривую по границе трехмерной функции (ось X – уровень риска, ось Y – средний ОД, ось Z – доходность клиента). То есть нужно найти не максимально точно аппроксимирующую все объекты кривую, а кривую, аппроксимирующую объекты с максимальной доходностью. Отсюда и мотивация выбора в качестве весов переменной, пропорциональной уровню доходности каждого клиента в анализируемом наборе данных.

Каждому наблюдению присвоим свой вес, пропорциональный доходности. Поэтому применение ВМНК позволяет поставить акцент на клиентах с высокой доходностью (1).

Задача минимизации суммы квадратов ошибок при оценке параметров нашей модели сведется к

$$(2) \quad \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{P_i}} (b_0 + b_1 \cdot R_i + b_2 \cdot R_i^2 + b_3 \cdot R_i^3 + \dots + b_n \cdot R_i^n - D_i)^2 \rightarrow \min,$$

где P_i – доходность в i -й группе; R_i – уровень риска в i -й группе; D_i – средний ОД в i -й группе.

В выражении (2) D означает фактические значения оцениваемой целевой переменной (средние ОД для каждой группы заемщиков) по имеющимся данным, а R – фактические уровни риска. С учетом выражения (2) коэффициенты при R модели (1) оцениваются с помощью ВМНК. В качестве весов для ВМНК-модели выбираются уровни доходности для каждой группы заемщиков из подготовленной выборки. Оценку D в дальнейшем будем использовать в качестве фактора для расчета оптимальных лимитов. Следует также отметить, что в практике эконометрических исследований порядок полинома редко превышает 3-ю степень.

3.6. Спецификация модели оптимального среднего лимита

После спецификации модели прогнозной средней суммы займа для определенного уровня риска по заемщику перейдем к построению модели регрессии для лимитов, которые, с одной стороны, минимизировали бы риски, а с другой – максимизировали бы доходность МФО. Первым шагом является выбор вида модели. Для этого будем руководствоваться следующими теоретическими предпосылками.

1. Сумма среднего ОД стремится к назначаемому лимиту по мере роста уровня риска.
2. Разность назначаемого лимита и суммы среднего ОД, поделенная на сумму назначаемого лимита, – это величина, ограниченная снизу и сверху соответственно нулем и единицей:

$$(3) \quad \frac{L - D}{D} \in [0; 1].$$

3. Отношение (3) зависит также от прогнозной суммы ОД при одном и том же уровне риска.

Данные предпосылки позволяют сделать вывод о том, что для моделирования устанавливаемых лимитов можно воспользоваться моделью логистической регрессии. Логит-модели применяются не только в кредитном скоринге. Часто они бывают полезны для прогнозирования вероятности банкротства компаний отдельных отраслей [Демешев и др., 2014], а также нефинансовых компаний в целом [Макушина и др., 2018].

Зависимость отношения назначаемого лимита к прогнозной сумме займа (L/D) может быть оценена как лог-линейная функция от уровня риска и прогнозного среднего ОД из модели (1):

$$(4) \quad z = b_0 + b_1 \cdot R + b_2 \cdot \hat{D} + \varepsilon,$$

где R – уровень риска; $\hat{D}$ – прогнозный средний ОД из модели (1); b_0, b_1, b_2 – коэффициенты; ε – случайная ошибка модели.

Нам необходимо найти точное соотношение между найденным прогнозным средним ОД и суммой лимита. Это соотношение зависит от уровня риска, при этом прогнозный средний ОД не может превышать лимит. Тогда наша модель будет иметь следующий вид:

$$(5) \quad \frac{\hat{D}}{L} = \frac{1}{1 + e^{-z}},$$

где L – оптимальный устанавливаемый лимит.

Итак, уровень риска и прогнозный средний ОД по модели (1) должны быть включены в регрессию (5) в качестве независимых факторов. Выразив линейную комбинацию (4) из уравнения (5), получим логистическую регрессию, записанную через логит:

$$(6) \quad \ln\left(\frac{L - \hat{D}}{\hat{D}}\right) = b_0 + b_1 \cdot R + b_2 \cdot \hat{D} + \varepsilon.$$

Для интерпретации коэффициентов модели логистической регрессии обычно используют экспоненциальную форму записи модели (6). В нашей задаче экспоненциальная форма записи поможет выразить в левой части уравнения целевую переменную (назначаемый оптимальный лимит). Таким образом, окончательная формула для расчета оптимальных лимитов примет вид

$$(7) \quad \hat{L} = \frac{\left(1 + \exp\left(-(\hat{b}_0 + \hat{b}_1 \cdot R + \hat{b}_2 \cdot \hat{D})\right)\right)}{\exp\left(-(\hat{b}_0 + \hat{b}_1 \cdot R + \hat{b}_2 \cdot \hat{D})\right)} \cdot \hat{D},$$

где $\hat{b}_0, \hat{b}_1, \hat{b}_2$ – оценки коэффициентов модели (6), полученные методом наименьших квадратов (МНК).

Использование метода максимального правдоподобия для оценки параметров (6) не подходит для точной оценки устанавливаемого лимита, так как в нашем случае, в отличие от классической логистической регрессии, зависимая переменная не измеряется в бинарной шкале. Оценку параметров (6) можно провести МНК.

4. Эмпирические результаты

4.1. Исходные данные для моделирования

Разберем изложенную выше методику моделирования лимитов PDL-займов на практическом примере. Для эмпирической апробации предлагаемого автором метода были

взяты реальные данные микрофинансовой компании на рынке России за период с 01.01.2021 г. по 01.06.2021 г. с разбивкой по двум сегментам: первичных и повторных клиентов. Исходный объем выборки составил 143953 займа. Подготовка данных и все расчеты проводились с помощью языка программирования Python (библиотеки Numpy и Pandas), а также MS Excel. Далее была получена агрегированная выборка по месяцам выдачи, группе риска и сегментам первичного или повторного клиента. В табл. П.1–П.2 в Приложении приведены фрагмент данных и описательные статистики исходных показателей.

Показатели риска и доходности рассчитывались через 6 месяцев после даты выдачи займа. Для оценки риска был выбран показатель NPL30, поскольку он используется в риск-менеджменте данной МФО. В качестве показателя доходности взят ROI, равный разности между суммой полученных от заемщиков и суммой выданных средств, деленной на объем выданных средств. Объектом наблюдения по подготовленной выборке являлись одобренные и выданные заявки клиентов по действующим в МФО скоринговым моделям, разбитые на децили по уровню риска за каждый месяц.

При подготовке данных были удалены наблюдения ниже 5% нижнего квантиля распределения по количеству наблюдений. Итоговая модель для назначения лимитов строилась для полученных 73 групп клиентов. Следует отметить, что в реальном исследовании для принятия решений следовало бы взять больший временной охват. Однако в нашем случае в целях неразглашения коммерческой информации для иллюстрации предлагаемой методики достаточно взять период выдачи займов за 6 месяцев.

4.2. Предварительный анализ подготовленных данных

Построение диаграммы рассеяния между уровнем риска и разницей между средним лимитом и средним ОД дало следующие результаты (рис. 1).

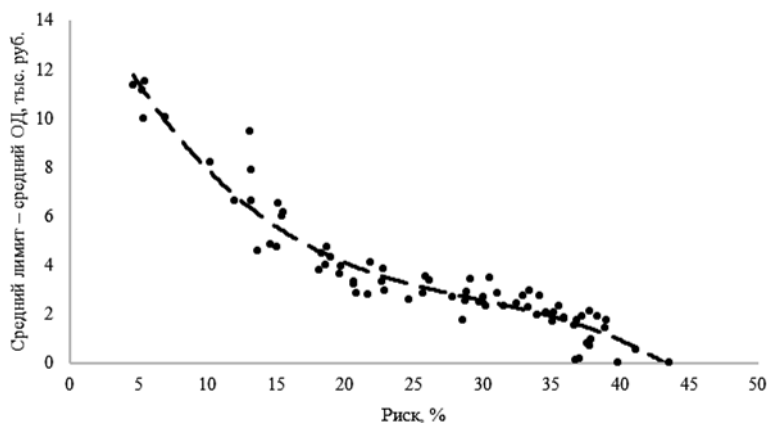


Рис. 1. Зависимость уровня риска (NPL30) и разницы между средним лимитом и средним ОД

Из полученной диаграммы рассеяния видно, что средний ОД приближается к среднему лимиту по мере роста NPL30, т.е. более рискованные заемщики склонны практически

полностью выбирать предоставленный лимит, в то время как заемщики с низким уровнем риска кредитуются гораздо ниже предоставленного лимита.

Таким образом, мы не можем с помощью установки лимитов существенно влиять на ОД «хороших» заемщиков, однако можем значительно повлиять на «плохих». Далее проанализируем зависимость между доходностью и уровнем риска (рис. 2).

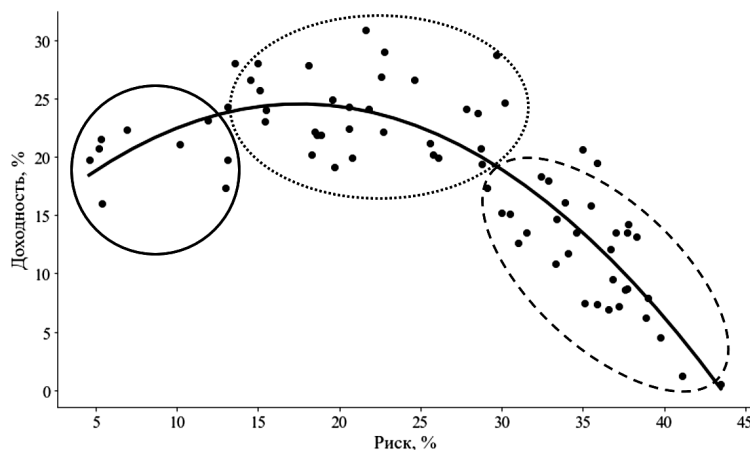


Рис. 2. Зависимость доходности (ROI) от уровня риска (NPL30)

Из представленного графика видно, что целесообразно разделить всех заемщиков на три группы.

1. Сегмент заемщиков с низким уровнем риска и минимальной доходностью. Такие клиенты закрывают заем, как правило, досрочно, избегают штрафов, просрочек и отключают дополнительные услуги.

2. Сегмент со средним риском, самый прибыльный сегмент, несмотря на более высокий риск по сравнению с первым сегментом. Заемщики допускают просрочки, но, тем не менее, в большинстве успешно закрывают заем, при этом оплачивая услугу за пролонгацию займа, штрафы за просрочку и проценты за более длительный срок займа.

3. Сегмент заемщиков с высоким риском и низкой доходностью за счет больших кредитных потерь.

Благодаря сегменту заемщиков со средним риском, которые склонны брать практически всю одобренную сумму займа, доходность в этом сегменте в среднем растет с ростом среднего ОД. Таким образом, задача разрабатываемой модели лимитов видится в том, чтобы в большей степени воздействовать на третий сегмент, повышая его доходность за счет ограничения лимитов пропорционально риску.

Далее построим тепловую диаграмму рассеяния, проанализировав зависимость фактического среднего ОД от риска. Приведем полученную диаграмму с наложением на нее графика оцененной полиномиальной регрессии (1) (рис. 3). Каждая точка имеет свою яркость, обозначающую уровень доходности. Параболическая форма графика обусловлена недоиспользованием своих лимитов заемщиками из первой группы и ограничением лимитов со стороны МФО заемщикам из третьей группы.

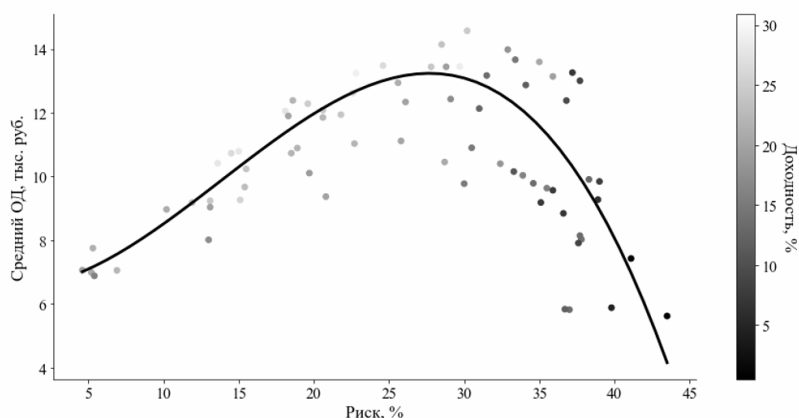


Рис. 3. Тепловая диаграмма рассеяния зависимости среднего ОД от NPL30 с наложением полиномиальной регрессии

4.3. Оценка параметров регрессий

На следующем шаге были найдены оценки параметров полиномиальной регрессии (1) на основе ВМНК (табл. 1). Итоговая сводка результатов расчета в программе Python приведена на рис. П1. в Приложении. Полученную модель зависимости прогнозного среднего займа от уровня риска можно записать следующим образом:

$$(8) \quad \hat{D} = 6514 + 26,3 \cdot R^2 - 0,63 \cdot R^3,$$

где $\hat{D}$ – оценка прогнозного среднего ОД по модели.

Ввиду того, что в модели использовался взвешенный МНК, который априори дает высокую степень положительной автокорреляции ошибок модели, не следует обращать внимание на статистику Дарбина – Уотсона в приведенной сводке модели.

Таблица 1.

Оценка модели полиномиальной регрессии

Фактор	Оценка коэффициента	Стандартная ошибка оценки	t-статистика	p-уровень
Константа	6514,0	386,69	16,85	0,000
R^2	26,3	2,27	11,61	0,000
R^3	-0,63	0,06	-10,22	0,000

Примечания. F-stat = 93,9; p < 0,001; Adj. R-squared = 0,72.

Сглаженная линия на рис. 3 представляет собой расчетные значения прогнозного среднего ОД по формуле (8). Насыщенность точек на диаграмме рассеяния отражает уро-

вень доходности: чем светлее точки, тем выше доходность. Таким образом, оптимальные лимиты находятся в районе сглаженной кривой. Следовательно, для тех групп заемщиков, которые практически полностью выбирают одобренный лимит, мы можем постараться снизить или повысить сумму среднего ОД в зависимости от того, находится ли данная группа соответственно выше или ниже рассчитанной кривой по нашей модели регрессии.

Заключительным этапом нашего исследования была оценка параметров лог-линейной регрессии (6) (табл. 2). Итоговая сводка результатов расчета в программе Python приведена на рис. П2 в Приложении.

Таблица 2.

Оценка модели лог-линейной регрессии

Фактор	Оценка коэффициента	Стандартная ошибка оценки	t-статистика	p-уровень
Константа	-0,059	0,333	-0,179	0,858
R	8,152	0,635	12,829	0,000
D	-0,000	0,000	-2,267	0,000

Примечания. F-stat = 82,74; p < 0,001; Adj. R-squared = 0,69.

Окончательная формула для расчета назначаемых лимитов, согласно (7), после оценки параметров примет вид

$$(9) \quad \hat{L} = \frac{\left(1 + \exp\left(-\left(-0,059 + 8,106 \cdot R - 0,000064 \cdot \hat{D}\right)\right)\right)}{\exp\left(-\left(-0,059 + 8,106 \cdot R - 0,000064 \cdot \hat{D}\right)\right)} \cdot \hat{D}.$$

5. Обсуждение результатов

Безусловно, чтобы говорить об использовании предлагаемой модели установки лимитов на практике в качестве вспомогательной наряду с принятыми в СПР методами оценки кредитного риска, важно проверить ее в действии на длительном временном интервале. Проведение дальнейшего эксперимента является неотъемлемой составляющей апробации модели, поскольку полученные статистически значимые результаты на исторических данных не всегда гарантируют корректность работы модели на «боевых» данных.

Разработанная автором математическая модель установки лимитов может использоваться в качестве советника для управления кредитными рисками в конкретной МФО, а не прямого императива. Предлагаемый математический подход может иметь потребность в дальнейшей доработке, развитии идей под особенности конкретной МФО.

Отметим, что модель апробировалась для PDL-займов сроком до 30 дней и ограничением по сумме выдачи 30 тыс. руб. После корректировки лимитов и «созревания» рисков по всем сегментам клиентов были получены приемлемые значения риска и доходности, незначительно отклоняющиеся от прогнозных значений. Поэтому благодаря сег-

ментированному подходу в управлении лимитной политикой, имея в арсенале риск-менеджмента разработанную автором методику, МФО могут понижать кредитные риски.

Нельзя не отметить, что для получения более точных результатов построения модели лимитов идеально было бы провести эксперимент с выдачей клиентам без скоринговой модели с максимальным уровнем одобрения, отсекая «плохих» заемщиков только по верхним стоп-правилам СПР (список террористов, мошенники, банкроты и т.д.). Данный эксперимент необходим, чтобы максимально снизить влияние на риск упоминаемого выше эффекта антиселекции. В этом случае методика подготовки выборки для моделирования будет отличаться, так как не будет деления всех выданных займов на децили риска по скоринговым моделям. Это требует самостоятельного исследования и дальнейшего усовершенствования предлагаемой методики моделирования лимитов. На сайте github.com⁹ приведены фрагменты кода на языке программирования Python, который может быть использован читателями для самостоятельных исследований и моделирования по обозначенной тематике.

Таким образом, практическая значимость исследования заключается в возможности использования предлагаемой математической модели в качестве вспомогательной модели-советника при формировании кредитной и рискованной политики МФО. Научная значимость состоит в предложении усовершенствованного подхода к управлению рисками, помимо их оценивания только по скоринговой модели.

6. Заключение

Проблематика лимитной политики в МФО, как было отмечено, только начинает активно изучаться в научной среде. В данной статье приведены обоснование актуальности тематики и обзор релевантной отечественной и зарубежной литературы, а также поднята проблема управления рисками МФО посредством установления лимитов. Была описана поэтапная методика, начиная с подготовки выборки и разделения на децили риска заемщиков и заканчивая визуализацией и построением моделей для прогнозных средних сумм долга и лимитов. Отдельный раздел статьи был посвящен теоретическому обоснованию рассматриваемых моделей.

Подводя итоги, можно сделать вывод, что поставленная цель исследования достигнута. На основе данных реальной МФО была построена и апробирована математическая модель-советник, суть которой заключается в определении оптимального лимита заемщику в зависимости от его профиля риска.

Данное исследование открывает ряд последующих задач и возможностей, стоящих перед риск-аналитиками в кредитных организациях. Оценка параметров предложенных спецификаций моделей была осуществлена в программе Python, все коды и листинги полученных результатов приведены для возможного более глубокого самостоятельного изучения читателем на основе своих данных. Автор также планирует продолжить работу в данном направлении и сделать ряд публикаций по тематике управления кредитными рисками в МФО.

⁹ Код на языке Python для построения регрессий и визуализации результатов размещен по адресу: <https://github.com/AlexanderSergeevich/Limits-model>

Приложение.

Таблица П1.

Фрагмент подготовленных данных для моделирования

Месяц	Сегмент	Дециль	Количество займов	NPL30, %	Средний лимит, руб.	Средний ОД, руб.	ROI, %
4	первичный	1	1191	6,9	17100	7052	22,3
1	повторный	1	1158	11,9	15799	9177	23,1
5	первичный	2	1272	14,5	15576	10729	26,6
...	...	...	...	...	...	...	...
3	первичный	4	1199	22,6	15967	12622	26,9

Таблица П2.

Статистические характеристики показателей для моделирования

Показатель	Обозначение в моделях	Минимум; максимум	Среднее ± стандартное отклонение	Медиана [1 квартиль; 3 квартиль]
NPL30, %	<i>R</i>	4,6; 43,5	26,00 ± 10,30	28,5 [18,5; 35,1]
ROI, %	<i>P</i>	0,5; 30,9	18,12 ± 7,03	19,7 [13,5; 23,1]
Средний ОД, руб.	<i>D</i>	5619; 14571	10570 ± 2318	10452 [9181; 12428]
Средний лимит, руб.	<i>L</i>	5664; 18445	14224 ± 3103	15441 [12440; 16061]

WLS Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	y	R-squared:	0.728			
Model:	WLS	Adj. R-squared:	0.721			
Method:	Least Squares	F-statistic:	93.87			
Date:	Mon, 15 Nov 2021	Prob (F-statistic):	1.54e-20			
Time:	11:37:23	Log-Likelihood:	-649.99			
No. Observations:	73	AIC:	1306.			
Df Residuals:	70	BIC:	1313.			
Df Model:	2					
Covariance Type:	nonrobust					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]

const	6514.0751	386.693	16.846	0.000	5742.841	7285.310
x1^2	26.3041	2.266	11.608	0.000	21.785	30.824
x2^3	-0.6333	0.062	-10.222	0.000	-0.757	-0.510
=====						
Omnibus:	0.473	Durbin-Watson:	0.780			
Prob(Omnibus):	0.789	Jarque-Bera (JB):	0.386			
Skew:	-0.174	Prob(JB):	0.825			
Kurtosis:	2.924	Cond. No.	5.42e+04			

Рис. П.1. Статистическая сводка результатов расчетов модели прогнозного среднего ОД в программе Python

OLS Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	y	R-squared:	0.703			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.694			
Method:	Least Squares	F-statistic:	82.74			
Date:	Wed, 13 Apr 2022	Prob (F-statistic):	3.63e-19			
Time:	15:46:05	Log-Likelihood:	-58.938			
No. Observations:	73	AIC:	123.9			
Df Residuals:	70	BIC:	130.7			
Df Model:	2					
Covariance Type:	nonrobust					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]

const	-0.0596	0.333	-0.179	0.858	-0.724	0.604
x1	8.1524	0.635	12.829	0.000	6.885	9.420
x2	-6.418e-05	2.83e-05	-2.267	0.027	-0.000	-7.71e-06
=====						
Omnibus:	29.687	Durbin-Watson:	1.783			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	60.221			
Skew:	1.417	Prob(JB):	8.38e-14			
Kurtosis:	6.430	Cond. No.	1.09e+05			

Рис. П.2. Статистическая сводка результатов расчетов модели оптимального лимита в программе Python

* *
*

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Байрамов О.Б. Алгоритмизация процесса микрофинансирования и методы оптимизации // Управление развитием крупномасштабных систем (MLSD'2021). 2021. С. 724–730.

Демешев Б.Б., Тихонова А.С. Прогнозирование банкротства российских компаний: межотраслевое сравнение // Экономический журнал ВШЭ. 2014. Т. 18. № 3. С. 359–386.

Жаромский В.С., Сопцов В.В., Рудберг А.М., Тер-Акопов С.А. О задаче калибровки и взвешивания данных выборочных обследований большого объема // Народонаселение. 2011. № 3 (53). С. 69–83.

Коротаев А.В., Хохлова А.А., Цирель С.В. Безработица как предиктор социально-политической дестабилизации в странах Западной и Восточной Европы // Экономическая социология. 2018. Т. 19. № 2. С. 118–166.

Макушина Е.Ю., Шихлярова И.А. Моделирование вероятности банкротства российских нефинансовых компаний // Финансы и кредит. 2018. Т. 24. № 1 (769). С. 95–109.

Мастяева И.Н., Воловатова Е.Г. Алгоритм вычисления оптимального кредитного лимита для заемщика для случая экспресс-кредитования // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2018. Т. 6. № 2. С. 157–167.

Перова В.И., Корчемный П.В. Анализ влияния сферы здравоохранения на развитие человеческого капитала как фактора экономического роста стран ЕАЭС // Вестник Нижегородского университета им. Н.И. Лобачевского. 2021. № 1 (61). С. 22–32.

Поляков К.Л., Жукова Л.В. Опыт моделирования вероятности кредитного дефолта клиентов микрофинансовых организаций (на примере одной МФО) // Экономический журнал ВШЭ. 2019. Т. 23. № 4. С. 497–523.

Сиддики Н. Скоринговые карты для оценки кредитных рисков. Разработка и внедрение интеллектуальных методов кредитного скоринга / пер. с англ. М.: Манн, Иванов и Фабер, 2014.

Снегова Е.Г. Модель управления лимитом кредитования при заданном уровне потерь // Экономика, статистика и информатика. Вестник УМО. 2013. Т. 9. № 5. С. 181–184.

Сорокин А.С. Построение скоринговых карт с использованием модели логистической регрессии // Вестник евразийской науки. 2014. № 2 (21). (<http://naukovedenie.ru/PDF/180EVN214.pdf>)

Chen W., Xiang G., Liu Y., Wang K. Credit Risk Evaluation by Hybrid Data Mining Technique // Systems Engineering Procedia. 2012. Vol. 3. P. 194–200. (<https://doi.org/10.1016/j.sepro.2011.10.029>)

Chikalipah S. Credit Risk in Microfinance Industry: Evidence from Sub-Saharan Africa // Review of Development Finance. 2018. Vol. 8. № 1. P. 38–48. (<https://doi.org/10.1016/j.rdf.2018.05.004>)

Dey S. Modeling the Combined Effects of Credit Limit Management and Pricing Actions on Profitability of Credit Card Operations // International Journal of Business and Management. 2010. Vol. 4. № 4. P. 168–177 (DOI: 10.5539/ijbm.v5n4p168)

Khan M.A., Siddique A., Sarwar Z. Determinants of Non-performing Loans in the Banking Sector in Developing State // Asian Journal of Accounting Research. 2020. Vol. 5. № 1. P. 135–145. (<https://doi.org/10.1108/AJAR-10-2019-0080>)

Soureshjani M.H., Kimiagari A.M. Calculating the Best Cut off Point Using Logistic Regression and Neural Network on Credit Scoring Problem – A Case Study of a Commercial Bank // African Journal of Business Management Vol. 7. № 16. P. 1414–1421. (<https://doi.org/10.5897/AJBM11.394>)

Terko A., Zunic E., Donko D., Dzelihodzic A. Credit Scoring Model Implementation in a Microfinance Context // 2019 XXVII International Conference on Information, Communication and Automation Technologies (ICAT). 2019. P. 1–6. (DOI: 10.1109/ICAT47117.2019.8939036)

Modeling of Optimal Credit Limits in Microfinance Organizations

Alexander Sorokin¹

¹ Plekhanov Russian University of Economics,
36, Stremyanniy lane, Moscow, 117997, Russian Federation.
E-mail: alsorokin@statmethods.ru

In an unstable economic situation, the population has a high demand for money, which leads to an increase in credit risks of microfinance organizations (MFIs). This requires the development of system management solutions to minimize them. The need for a systematic approach to risk management in MFIs is caused by the peculiarity of the development of the microcredit market in the Russian Federation: limited time resources when implementing decision-making systems (DSS) due to the short loan term, insufficient qualifications of risk management compared to the banking sector, lack of resources of technical specialists, an increase in the degree of market regulation by the Central Bank (CB). One of the ways to manage credit risk, especially in microfinance organizations, is to set limits on loans issued depending on the degree of risk of the borrower and the expected profitability. This article is devoted to the study of the issue of setting credit limits and their impact on credit risk in the entire portfolio of MFIs. The purpose of this article is to develop a systematic mathematical approach to credit risk management by establishing optimal credit limits in MFIs. The article presents a methodology and a practical example of modeling limits on the example of an MFI, which is in the top 10 of the Russian online microfinance market. Based on real historical data, a mathematical model is built for the segments of primary and repeat borrowers, which allows adjusting the limit policy of the organization to reduce the level of risk, considering the profitability of each customer segment. The weighted least squares method is used as a mathematical tool to estimate the coefficients of polynomial regression, as well as a logistic regression model. The scientific novelty of this article consists in the application of a separate mathematical model for setting limits in the MFI DSS, in addition to scoring. The practical significance of this article is the possibility of using the obtained model as an adviser in the formation of credit and risk policy of a particular MFI.

Key words: credit limit; credit scoring; credit risk; risk analytics; MFI; cluster analysis; logistic regression; weighted least squares; mathematical model.

JEL Classification: G21, G32, G17.

* *
*

References

- Bajramov O.B. (2021) Algorithmization of the Microfinance Process and Optimization Methods. *Managing the Development of Large-scale Systems*, pp. 724–730.
- Chen W., Xiang G., Liu Y., Wang K. (2012) Credit Risk Evaluation by Hybrid Data Mining Technique. *Systems Engineering Procedia*. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.sepro.2011.10.029>
- Chikalipah S. (2018) Credit Risk in Microfinance Industry: Evidence from Sub-Saharan Africa. *Review of Development Finance*, pp. 38–48. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.rdf.2018.05.004>
- Demeshhev B.B., Tihonova A.S. (2014) Forecasting Bankruptcy of Russian Companies: Cross-industry Comparison. *HSE Economic Journal*, 18, 3, pp. 359–386.
- Dey S. (2010) Modeling the Combined Effects of Credit Limit Management and Pricing Actions on Profitability of Credit Card Operations. *International Journal of Business and Management*, 4, 4, pp. 168–177. Available at: DOI:10.5539/ijbm.v5n4p168
- Khan M.A., Siddique A., Sarwar Z. (2020) Determinants of Non-performing Loans in the Banking Sector in Developing State. *Asian Journal of Accounting Research*, 5, 1, pp. 135–145. Available at: <https://doi.org/10.1108/AJAR-10-2019-0080>
- Korotaev A.V., Hohlova A.A., Cirel' S.V. (2018) Unemployment as a Predictor of Socio-political Destabilization in the Countries of Western and Eastern Europe. *Economic Sociology*, 19, 2, pp. 118–166.
- Makushina E.Ju., Shihljárova I.A. (2018) Modeling the Probability of Bankruptcy of Russian Non-financial Companies. *Finance and Credit*, 24, 1 (769), pp. 95–109.
- Mastjaeva I.N., Volovatova E.G. (2018) Algorithm for Calculating the Optimal Credit Limit for the Borrower for the Case of Express Lending. *Modeling, Optimization and Information Technology*, 6, 2, pp. 157–167.
- Perova V.I., Korchemnyj P.V. (2021) Analysis of the Impact of the Healthcare Sector on the Development of Human Capital as a Factor of Economic Growth of the EAEU Countries. *Bulletin of the Lobachevsky Nizhny Novgorod University*, 1, 61, pp. 22–32.
- Poljakov K.L., Zhukova L.V. (2019) The Experience of Modeling the Probability of Credit Default of Clients of Microfinance Organizations (on the example of one MFO). *HSE Economic Journal*, 23, 4, pp. 497–523.
- Siddiqi N. (2006) *Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring*. New Jersey: John Wiley and Sons.
- Snegova E.G. (2013) The Model of Credit Limit Management at a Given Level of Losses. *Economics, Statistics and Informatics. Bulletin of the UMO*, 9, 5, pp. 181–184.
- Sorokin A.S. (2014) Construction of Scoring Maps Using a Logistic Regression Model. *Bulletin of Eurasian Science*, 2, 21. Available at: <http://naukovedenie.ru/PDF/180EVN214.pdf>
- Soureshjani M.H., Kimiagari A.M. (2013) Calculating the Best Cut off Point Using Logistic Regression and Neural Network on Credit Scoring Problem – A Case Study of a Commercial Bank. *African Journal of Business Management*, 7, 16, pp. 1414–1421. Available at: <https://doi.org/10.5897/AJBM11.394>
- Terko A., Zunic E., Donko D., Dzelihodzic A. (2019) Credit Scoring Model Implementation in a Microfinance Context. *2019 XXVII International Conference on Information, Communication and Automation Technologies (ICAT)*, pp. 1–6. Available at: DOI: 10.1109/ICAT47117.2019.8939036
- Zharomskij V.S., Sopcov V.V., Rudberg A.M., Ter-Akopov S.A. (2011) On the Task of Calibrating and Weighing Large-volume Sample Survey Data. *Population*, 3, 53, pp. 69–83.