

Управление результативностью
микрофинансовых организаций
предпринимательского финансирования
с использованием алгоритмов
машинного обучения

Денис Ветлугин, Елена Гаффорова

Дальневосточный федеральный университет,
г. Владивосток, Россия

Информация о статье

Поступила в редакцию:
30.10.2024

Принята
к опубликованию:
06.12.2024

УДК 334.02, 334.723

JEL G21, L25, M15

Ключевые слова:

микрофинансовые организации, принятие решений, результативность, скоринговые модели, машинное обучение, управление, стратегия.

Keywords:

microfinance organizations, decision-making, performance, scoring models, machine learning, management, strategy.

Аннотация

В статье обсуждаются теоретические проблемы управления результативностью микрофинансовых организаций как гибридной формы предпринимательства с двойными целями. В работе представлены скоринговые модели принятия решений о предоставлении займов государственными микрофинансовыми организациями предпринимательского финансирования, основанные на прогнозировании роста компаний-заёмщиков. Модели строятся на базе данных 252 компаний малого и среднего бизнеса, получивших финансовую поддержку в государственных микрофинансовых организациях Приморского и Хабаровского краёв за 2019–2022 гг. Результаты демонстрируют высокую точность полученных моделей, а их эффективность подтверждается результатами вневыборочного прогнозирования. Теоретическим результатом исследования является разработка подхода, позволяющего интегрировать принципы стратегического управления с концепцией создания ценности государственных микрофинансовых организаций. Практическая значимость обусловлена разработкой гибкого алгоритма принятия решений, позволяющего менеджменту микрофинансовых организаций настраивать критерии отбора заёмщиков в соответствии со стратегическими

DOI: <https://dx.doi.org/10.24866/2311-2271/2024-3/1434>.

Ссылка для цитирования. Ветлугин Д.Д., Гаффорова Е.Б. Управление результативностью микрофинансовых организаций предпринимательского финансирования с использованием алгоритмов машинного обучения // Известия Дальневосточного федерального университета. Экономика и управление. 2024. № 3 (111). С. 31-51. — DOI 10.24866/2311-2271/2024-3/1434.

целями организации. Алгоритм предполагает ансамблевую структуру принятия решений, где менеджер микрофинансовой организации получает автоматизированное решение, но остаётся ответственным за его результат.

Performance Management of Entrepreneurial Finance Microfinance Organizations Using Machine Learning Algorithms

Denis D. Vetlugin, Elena B. Gafforova

Article discusses theoretical problems of performance management of microfinance organizations as a hybrid form of entrepreneurship with dual objectives. The paper presents scoring models of decision-making on granting loans by public microfinance organizations of entrepreneurial finance based on forecasting the growth of borrowing companies. The models are built on the basis of data from 252 SME companies that received financial support from state microfinance organizations in Primorsky and Khabarovsk Krai for the period 2019–2022. The results demonstrate the high accuracy of the obtained models and their performance is confirmed by out-of-sample forecasting results. The theoretical result of the study is the development of an approach that allows integrating the principles of strategic management with the concept of value creation of public microfinance organizations. The practical significance stems from the development of a flexible decision-making algorithm that allows the management of microfinance organizations to adjust the criteria for selecting borrowers in accordance with the organizations' strategic objectives. The algorithm assumes an ensemble structure of decision-making, where the manager of a microfinance organization receives an automated decision, but remains responsible for its result.

Введение

Одним из наиболее значимых препятствий для развития субъектов малого и среднего предпринимательства (МСП) является отсутствие доступа к финансированию. Растущий объём литературы подчёркивает, что значимым источником финансовой поддержки субъектов МСП стало микрофинансирование [1]. Оно вызывает особый интерес у учёных в области менеджмента, как инструмент, смягчающий финансовые ограничения компаний малого и среднего бизнеса, особенно на развивающихся рынках. Несмотря на значительное количество работ, в которых микрофинансирование представляется как эффективный инструмент роста предпринимательской активности населения и развития компаний, многие микрофинансовые организации (МФО) подвергаются критике за “чрезмерную коммерциализацию” и низкую степень воздействия с точки зрения результатов, с которыми сталкиваются их заёмщики [2, 3].

Цель статьи — разработать и апробировать модель прогнозирования динамики показателей деятельности компаний-заёмщиков, направленной на повышение результативности государственных МФО, а также разработать алгоритм принятия функциональных решений государственными МФО.

Контекст исследования

В последнее десятилетие проблемы результативности МФО стали центром фокуса внимания многих зарубежных исследователей. Особый интерес к этой теме обусловлен параллельной популяризацией феномена социального предпринимательства. В современной теории менеджмента отмечается, что граница между коммерческими и некоммерческими предпринимательскими структурами становится всё более размытой, о чём свидетельствует растущее внимание коммерческих организаций к социальной ответственности и коммерциализация некоммерческих организаций [4]. Большинство исследований отмечают, что отличительной чертой бизнес-моделей МФО выступает “двойная результативность” (double bottom line) и сочетание двух противоречивых институциональных логик [5–7]. С одной стороны их целью выступает создание социальной ценности, с другой — достижение финансовой устойчивости. В связи с этим в ряде работ по стратегическому менеджменту МФО концептуализируются как гибридные структуры, обладающие характеристиками коммерческих и некоммерческих организаций. Балансирование между двумя целями создаёт сложности в управлении МФО, требуя от руководства разработки стратегий, способных удовлетворить обе логики одновременно. Концепция “парадокса результативности” (performance paradox) [8], когда прогресс в одном аспекте результативности влечёт за собой регресс в другом, является предметом широкой дискуссии для исследований в области менеджмента [9]. В России библиография в данной области крайне незначительна. Большинство работ фокусируется на институциональных аспектах повышения результативности МФО, предлагая совершенствование “правил игры”, и лишь в нескольких затрагиваются аспекты внутреннего управления МФО. Зарубежные исследования последних лет подчёркивают, что результативность МФО в двух измерениях зависит от того, как выстраивается её стратегическая и операционная модель. Однако в этих работах рассматривается преимущественно один тип результативности МФО — её финансовые показатели. Практически не затрагивается результативность воздействия МФО (логика развития) или отмечаются лишь некоторые аспекты её оценки, что не позволяет выстроить эффективные механизмы управления “двойной результативностью”.

Управление результативностью МФО тесно связано с качеством принимаемых решений о предоставлении финансовой поддержки, так как от точности оценки кредитоспособности и идентификации компаний, способных развиваться и генерировать положительные эффекты для экономики, зависит финансовая устойчивость и создаваемая ценность МФО. С точки зрения стратегического управления фундаментальным компонентом бизнес-модели МФО выступает эффективное распределение её финансовых ресурсов, способствующее достижению её целей. Данная задача тесно связана с ключевой операционной деятельностью МФО: предоставлением микрозаймов. В свою очередь, этот процесс требует эффективного механизма принятия решений, позволяющего определить платёжеспособность заёмщика, спрогнозировать

вероятность его дефолта. При этом отсутствие официальных процедур одобрения кредита даёт руководителям МФО свободу в выборе технологий кредитования и процедур оценки кредитоспособности [10].

Для решения данной управленческой задачи МФО обычно применяют скоринговые модели [11]. Они представляют собой набор моделей принятия решений (алгоритмов) и, лежащих в их основе, совокупность статистических методов, классифицирующих тех, кто обращается за финансированием, на “хороших” (тех, кто своевременно вернёт заём) и “плохих” (тех, кто скорее всего не вернёт заём) [12, 13]. Их особая значимость обусловлена поиском новых вариантов управления организациями в условиях цифровой и интеллектуальной трансформации бизнеса, в частности замены реальных производственно-хозяйственных процессов “цифровыми двойниками” [14]. Цифровая трансформация бизнес-моделей может принести организациям преимущества с точки зрения операционной эффективности и результативности, например снижение операционных расходов и более быстрое принятие решений [15]. Мы рассматриваем внедрение систем кредитного скоринга как стратегическое решение, направленное на повышение результативности МФО, способствующее принятию функциональных решений, основанных на объективных данных.

Отметим, что в контексте управления результативностью воздействия МФО наблюдается существенный пробел в инструментарии. Существующие модели кредитного скоринга преимущественно фокусируются на оценке вероятности невозврата средств и дефолта заёмщика, что обеспечивает достижение экономических целей организации. Однако, с учётом гибридности МФО, учёные призывали к разработке моделей, принимающих во внимание социально значимые показатели компаний малого и среднего бизнеса: отмеченные ранее показатели роста [16]. Традиционного подхода к оценке кредитоспособности, основанного на выявлении платёжеспособности заёмщиков недостаточно для МФО, как социально-ответственного кредитора, а потому скоринговые модели должны учитывать такую социальную направленность [17]. Кроме того, нам не удалось найти исследования, в которых скоринговые модели охватывали субъекты МСП.

В связи с этим в данной работе мы концентрируемся на разработке модели принятия решений о предоставлении финансовой поддержки с использованием машинного обучения, позволяющей МФО спрогнозировать рост субъектов МСП. Мы интерпретируем предсказуемый рост показателей деятельности как сигнал потенциальной масштабируемости бизнес-модели компаний малого и среднего бизнеса, который является важным инвестиционным критерием для МФО, придерживающихся социальной логики развития. Это позволит МФО, а также институтам, регулирующим их функционирование, управлять результативностью воздействия, развивая модели, основанные на принципах логики устойчивого развития и социальной ответственности.

Управление результативностью МФО: подходы к изучению

В современных условиях динамичной и высококонкурентной бизнес-среды управление результативностью организации выступает необходимым условием для обеспечения её устойчивого развития и долгосрочного успеха. Оно представляет собой непрерывный процесс, направленный на идентификацию, измерение и повышение результативности отдельных процессов или организации в целом, в целях достижения её стратегических целей [0].

Центральное место в исследованиях, посвящённых управлению результативностью организации (или отдельного бизнес-процесса), отводится формированию ключевых показателей результативности (KPI), напрямую связанных с её целями [19, 20]. В контексте МФО, как пример гибридных организаций, целесообразно рассмотреть два аспекта их результативности. Первый затрагивает результативность деятельности МФО как предпринимательской структуры: получение прибыли, обеспечивающей финансовую самодостаточность для устойчивого роста МФО, т.е. её “самоеффективность” (self-efficiency) [21]. Второй аспект результативности фокусируется на создаваемой МФО ценности: их воздействии на заёмщиков, что подразумевает оценку социально-экономических эффектов от использования займа [22]. При этом в большинстве исследований, как в области финансов, так и стратегического управления, акцент делается на измерении экономической ценности МФО — её прибыльности. Наблюдается пробел в существующих методических подходах к оценке результативности воздействия МФО. Как отмечает Г. Лампкин, исследования в области менеджмента демонстрируют тенденцию фокусироваться на индивидуальных и организационных уровнях функционирования организаций, оставляя без должного внимания их внешнее социально-экономическое воздействие. Недостаток существующих исследований, посвящённых микрофинансированию и предпринимательству, заключается в том, что они редко выходят за рамки изучения среднего воздействия микрозаймов, такого как расширение финансовой доступности для предпринимателей, измеряемое охватом МФО, т.е. количеством активных заёмщиков [23–25]. Такой подход не позволяет оценить вклад микрофинансирования в экономическое развитие субъектов МСП, а также упускает влияние возможной неоднородности характеристик на уровне отдельной компании, в частности результатов хозяйственной деятельности, на показатели развития. В связи с этим в предыдущем исследовании был предложен авторский подход к оценке результативности воздействия МФО, основанный на показателях-индикаторах роста компаний-заёмщика: *результативность микрофинансирования компаний малого и среднего бизнеса может быть измерена количественным охватом заёмщиков, а также воздействием займов, предоставляемых на финансирование новых или развитие существующих компаний, которое измеряется динамикой показателей выручки, рентабельности, количеством сотрудников и суммой уплаченных налогов* [26].

Теоретические и эмпирические исследования в области микрофинансирования фиксируют неоднородность воздействия МФО, выявляя ряд причин, обуславливающих их относительно низкую результативность [27]. В попытке объяснить, почему одни компании демонстрируют рост, в то время как другие терпят неудачу учёные в области менеджмента изучали факторы со стороны спроса: различные характеристики заёмщиков, обращающихся в МФО (возраст компании, имидж руководителя, финансовые показатели и др.) [17, 28]. С точки зрения ресурсно-ориентированной теории, их значимость обусловлена тем, что ценность, которую компания может создать от использования микрозайма, зависит от ресурсов, которыми она уже обладает [29]. Другие исследования сосредоточены на факторах результативности со стороны предложения: различия в корпоративном управлении, стратегии и операционных моделях и процессах МФО [1]. Хотя эти исследования вносят важный вклад в понимание возможных причин низкой результативности МФО, их авторы не предлагают управленческих механизмов, направленных на её повышение. Наше исследование восполняет этот пробел, рассматривая принятие решений о предоставлении финансовой поддержки как ключевой операционный процесс МФО, определяющий её результативность.

Управление результативностью МФО тесно связано с качеством принимаемых решений о предоставлении финансовой поддержки, так как от точности оценки кредитоспособности и идентификации компаний, способных развиваться и генерировать положительные эффекты для экономики, зависит создаваемая ценность МФО. В современных условиях развития рынка микрофинансирования необходимым стратегическим (управленческим) решением для достижения операционной эффективности и результативности МФО в целом становится внедрение скоринговых моделей. Интеграцию скоринга можно рассматривать как элемент цифровой трансформации МФО, направленный на повышение качества решений о выдаче займов через использование подходов на основе ИИ и управления данными (AI- и data-driven). В частности, ИИ, опираясь на достижения в области машинного обучения, создаёт ценность посредством анализа больших объёмов данных и предоставления информации лицам, принимающим решения о выдаче займов, тем самым ускоряя процесс принятия решений. Кроме того, использование скоринговых моделей может способствовать решению проблемы конфликта двойных целей МФО. С одной стороны, они позволяют более точно оценивать риски дефолта заёмщика и, следовательно, поддерживать финансовую устойчивость МФО. С другой стороны, при правильной настройке эти модели могут также учитывать факторы, позволяющие спрогнозировать динамику показателей деятельности субъектов МСП. Таким образом, внедрение скоринга можно рассматривать как инструмент повышения результативности МФО, позволяющий оптимизировать процессы принятия решений о выдаче займов и достигать её стратегических целей.

Принимая во внимание тот факт, что индустрия микрофинансирования относительно молода, применение методов кредитного скоринга в данном секторе ещё не получило широкого распространения в исследованиях учёных в области менеджмента и предпринимательства. При этом в существующих исследованиях учёные отмечают, что применение данного инструмента ведёт к повышению результативности МФО [30, 31], способствуя достижению конкурентного преимущества [32]. Это преимущество формируется за счёт нескольких аспектов: повышения качества принятия решений (точности оценки кредитоспособности) и применения современных технологий, способствующих автоматизации и ускорению процесса принятия решений, что способствует расширению охвата заёмщиков и большей прибыльности.

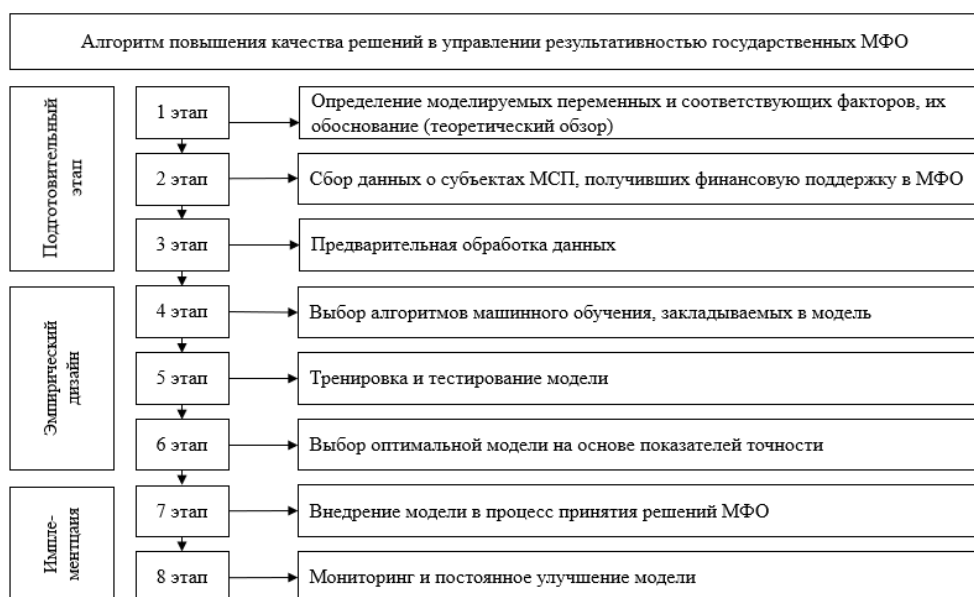
Учитывая вышеизложенное, для решения задачи повышения качества решений, принимаемых МФО мы обозначили следующую гипотезу *H1: Использование характеристик внутренней и внешней среды компаний-заёмщиков (в моделях машинного обучения) приводит к повышению точности прогнозирования вероятности роста целевых показателей после получения микрозайма.*

- *H1a: выручки;*
- *H1b: рентабельности продаж;*
- *H1c: рентабельности капитала;*
- *H1d: количества сотрудников;*
- *H1e: налоговых отчислений.*

Методология исследования

Для повышения результативности МФО мы разрабатываем алгоритм принятия решений о предоставлении финансовой поддержки субъектам МСП, основанный на скоринговой модели с использованием алгоритмов машинного обучения. Алгоритм проведения исследования представлен на рисунке.

Проверка гипотез и апробация разработанного методического подхода к разработке скоринга для принятия решений проведена на примере государственных МФО Приморского и Хабаровского краёв: некоммерческих микрокредитных компаний “Фонд развития предпринимательства и промышленности Приморского края” (МКК Приморского края) и “Фонд поддержки малого предпринимательства Хабаровского края” (МКК Хабаровского края), функционирующих в рамках национального проекта “Мой бизнес”, поскольку ценность их функционирования в обществе заключается в развитии компаний-заёмщиков. Выбор данных регионов для разработки алгоритма принятия решений о выдаче займов субъектам МСП государственными некоммерческими МФО обусловлен их экономическим потенциалом, концентрацией субъектов МСП, стратегическим положением, приоритетностью развития Дальнего Востока и наличием опыта функционирования государственных МФО в этих регионах. Успешное внедрение алгоритма в этих регионах может стать основой для дальнейшего масштабирования на другие субъекты Дальневосточного федерального округа и России в целом.



Источник: составлено автором.

Методический подход к разработке алгоритма повышения качества решений в управлении результативностью государственных МФО

Целевой группой нашего исследования выступают компании малого и среднего бизнеса, получившие финансовую поддержку в государственных МФО Приморского и Хабаровского краёв. На основе открытых данных единого реестра субъектов МСП — получателей финансовой поддержки Федеральной налоговой службы РФ, установлено, что за 2019–2022 гг. в МКК Приморского и Хабаровского краёв обратилось 170 и 344 уникальных (исключая двойной счёт) компаний малого и среднего бизнеса соответственно. В совокупности рассматриваются показатели заёмщиков по состоянию на 31 декабря отчётного периода за 5 лет: от $t - 2$ до $t + 2$, где t — год обращения за микрозаймом. Для определения объёма выборки, извлекаемых из генеральной совокупности случайным образом, мы воспользовались следующей формулой [33]:

$$n_0 = \frac{Z^2 * p(1 - p)}{E^2},$$

где n_0 — объём выборки; Z — нормированное отклонение, соответствующее выбранному уровню доверительной вероятности (для 95% доверительного интервала $z \approx 1,96$); p — доля элементов в генеральной совокупности, обладающих изучаемым признаком (если неизвестна, принимается равной 0,5); E — предельная ошибка (допустимое отклонение выборочной доли от генеральной).

Принимая вариацию, равную 50%, точность полученных результатов, равную 6% ($e = 0,06$), при 95% уровне доверительности,

рассчитаем объёмы выборок для генеральной совокупности заёмщиков по формуле:

$$n_0 = \frac{1,96^2 * 0,5(1-0,5)}{0,06^2} \approx 267 \text{ компаний.}$$

Используя индивидуальный номер налогоплательщика (ИНН), вносимого в Единый реестр субъектов МСП — получателей финансовой поддержки, был создан список случайно отобранных российских субъектов МСП, получивших финансовую поддержку в МКК Приморского и Хабаровского краёв, загруженный в базу данных “СПАРК-Интерфакс” в целях сбора данных по необходимым показателям (факторам) за 5-летний период.

Для целей исследования были отобраны 340 субъектов МСП—юридических лиц, поскольку индивидуальные предприниматели в меньшей степени подходят под цели исследования по причине их информационной непрозрачности, в частности отсутствия детализированных данных о результатах их деятельности. После исключения статистических выбросов, пропущенных значений и удаления задвоенных компаний (когда компания получила два и более микрозаймов в один день под разные цели или источники финансирования государственной МФО), выборка составила 252 компании.

Большинство рассматриваемых компаний являются микропредприятиями — 87,7% (221 ед.). Малыми предприятиями представлено 12,3% выборки (31 ед.). Больше половины компаний (53,5%) функционировали на рынке от 7 до 30 лет с момента регистрации на момент обращения за микрозаймом. Другие 46,5% можно отнести к категории молодых компаний в возрасте до 6 лет [0], из них только 8,3% соответствуют категории “начинающих предпринимателей”, действующих менее 2 лет [0]. В выборке представлены компании различных отраслей: оптово-розничная торговля (32%), строительство (14,2%), обрабатывающее производство (14,2%), гостиничное дело (7,6%), здравоохранение (4,4%) и др. Территориально большинство фирм расположено в Хабаровском крае (53,5%), что соответствует распределению в генеральной совокупности.

Операционализация переменных

Зависимая (моделируемая) переменная

Динамика показателей роста субъекта МСП. Для целей исследования использовались субъективные показатели роста, обоснование использования которых представлено в предыдущем исследовании. В качестве прогнозируемых переменных (для разных моделей) использовалась динамика показателей выручки, рентабельности капитала, рентабельности продаж, количества сотрудников и налоговых отчислений, рассчитанная на основе данных, полученных из базы данных “СПАРК-Интерфакс”. Для оценки воздействия заёмных средств на эти показатели рассматривается динамика их изменения в разные временные промежутки:

– через 2 года после получения займа по сравнению с годом получения займа ($t + 2$ по сравнению с t);

- через 1 год после получения займа по сравнению с годом до получения ($t + 1$ по сравнению с $t - 1$);
- через 2 года после получения займа по сравнению с годом до получения ($t + 2$ по сравнению с $t - 1$).

Такой подход позволяет учесть различные временные эффекты, возникающие после получения займа. На наш взгляд, рассмотрение динамики показателей в сравнении с годом до получения займа видится более справедливым, так как если компания привлекает финансирование в начале года, то её финансовые показатели на конец этого года уже могут отражать рост, вызванный полученными средствами.

Независимые (предсказывающие) переменные

Для поиска релевантных независимых переменных мы провели контент-анализ литературы, посвящённой изучению детерминантов роста компаний. Анализ включал в себя поиск статей по ключевым словам: “детерминанты, показатели, факторы роста компаний, субъектов МСП” в отечественных и зарубежных высокорейтинговых периодических изданиях в области менеджмента и предпринимательства (Journal of Management, Organization Science, Entrepreneurship Theory and Practice, Strategic Entrepreneurship Journal, Journal of Management Inquiry, Российский журнал менеджмента, Вестник СПбГУ. Менеджмент, Управление).

В результате мы сформировали перечень из 29 детерминантов роста компаний, включающих 4 показателя внешней среды, 22 характеристики компаний и 3 параметра займа.

В целях изучения “реальной практики” функционирования МФО предпринимательского финансирования, в частности принятия решений о выдаче микрозаймов, а также уточнения и корректировки набора факторов, потенциально применимых в нашей скоринговой модели, мы провели экспертные интервью с представителями государственных МФО Приморского и Хабаровского краёв. В ходе интервью эксперты должны были самостоятельно обозначить параметры, которые на их взгляд или по результатам уже сложившейся практики могут влиять на показатели роста компаний-заёмщиков.

Всего было опрошено 2 эксперта, занимающих на момент опроса руководящие должности в государственных МФО: по одному из МКК Приморского и Хабаровского краёв. Ограниченное количество интервьюируемых обусловлено тем, что данный метод не является основным в данном исследовании, а также тем, что в каждом из регионов России, как правило, действует только одна государственная МФО. Среднее время проведения интервью составило 59 минут (длительность первого интервью составила 55 минут, второго — 62 минуты). С разрешения экспертов проводилась аудиозапись собрания. Вопросы задавались в соответствии с разработанным гайдом, а также дополнялись в форме свободного диалога.

В результате интервью мы дополнили перечень факторов, влияющих на результативность микрофинансирования, составленный в ходе контент-анализа, включив в него следующие показатели: наличие

исполнительных производств; участие в государственных закупках; наличие гарантийной поддержки; деловая репутация руководства компании. Таким образом, конечное число независимых переменных увеличилось до 33.

Контрольные переменные

Учитывая, что результаты деятельности компании-заёмщика могут варьироваться в зависимости от её размера и отраслевой принадлежности, а также года получения займа (учитывая пандемию коронавируса в 2020–2021 гг.) мы используем эти переменные в качестве контрольных переменных [36, 37]. Итоговый перечень показателей представлен в приложении.

На следующем этапе были применены методы подготовки данных, включающие кодировку признаков в форме факторных или числовых значений и стандартизацию переменных, которая позволяет привести числовые переменные к одному масштабу и избежать доминирования некоторых признаков над другими, например показателя ВРП. Мы использовали факторы для представления категориальных данных, например, регион субъекта МСП, пол руководителя, ОКВЭД и др. Численными переменными, т.е. содержащими числовые данные, выступили величина активов, выручки, долговой нагрузки, ВРП и др.

Следующим шагом стала загрузка данных в среду R Studio. В рамках исследования были отобраны наиболее популярные алгоритмы машинного обучения, такие как деревья решений — C5.0 и rpart, правила — JRip, нейронные сети — nnet и логистическая регрессия — multinom.

Для валидации модели исходный набор данных был разделён на две части: 75% для обучения и тестирования (выборочное прогнозирование) и 25% для проверки обобщающей способности на ранее неиспользованных данных (вневыборочное прогнозирование). Выборочные данные были дополнительно разделены на обучающий и тестовый наборы в пропорции 75% и 25% соответственно. Учитывая относительно небольшой объём выборки, для получения более надёжных и несмещённых оценок, мы применяем метод кросс-валидации: неоднократное разбиение исходных данных, как правило пяти- или десятикратно. Это гарантирует, что наши выводы не основаны на единичной тестовой выборке [37]. Проверка корректности рандомизации подтвердила сбалансированность классов в каждом из наборов: компании с положительной и отрицательной динамикой роста представлены в равной степени, без доминирования одного класса над другим.

По результатам обучения и тестирования моделей на выходе были получены различные модели для различных прогнозируемых показателей, оценка которых будет представлена в следующем разделе.

Результаты исследования

В ходе апробации авторской модели прогнозирования результативности микрофинансирования российских компаний малого и среднего бизнеса мы рассматривали различные сценарии динамики роста показателей деятельности субъектов МСП. Это связано с тем, что для

разных государственных МФО ключевые переменные и их целевая динамика могут отличаться в зависимости от подходов МФО, так и заявленных целей получения микрозайма заёмщиком. Как отмечали эксперты в ходе интервью, каждая компания малого и среднего бизнеса, обращающаяся за финансовой поддержкой в государственную МФО должна заявить рост как минимум одного “показателя эффективности”, например, числа трудоустроенных сотрудников или налоговых отчислений. Учитывая вышеизложенное, мы рассчитали разные модели как для случаев положительного роста по каждому отдельному показателю результативности микрофинансирования, так и их незначительному снижению (до 10%), например в случае экономического кризиса, когда целью МФО будет выступать поддержка финансовой устойчивости (выживаемости) бизнеса. Описание кодировок (параметров и метрик) разработанных моделей представлено в табл. 1.

По результатам обучения и тестирования моделей с учётом кросс-валидации было получено более 150 моделей. Наиболее точные представлены в табл. 2.

Наиболее точные модели скоринга, разработанные с применением различных алгоритмов машинного обучения, были получены для переменных “Рентабельность капитала” (ROE) и “Количество сотрудников” (Employ). Хорошие результаты также представлены для показателей “Выручка” (Revenue) и “Рентабельность продаж” (ROS). В свою очередь, ни одна модель не показала хорошей точности при прогнозировании динамики налоговых отчислений (наилучший результат — 62%). На наш взгляд это обусловлено тем, что налоги не линейно зависят от большинства, рассмотренных нами признаков, например выручки. Таким образом, можно подтвердить гипотезы H1a–H1d и отвергнуть гипотезу H1e.

Наибольшую точность по всему набору данных показывают модели x22_r02 и x23_r02, в которых прогнозируется динамика роста ROE и Employ более чем на 100% через два года после получения микрозайма ($t+2$) относительно значения за год до обращения в государственную МФО ($t-1$). Наилучшие результаты продемонстрировали алгоритмы древовидной структуры – метод деревьев решений (rpart) и ансамблевый метод случайного леса (rf): высокие показатели точности (precision = 77,8%) и полноты (recall = 100%) свидетельствуют о значительной прогностической способности моделей корректно идентифицировать как истинно положительные, так и истинно отрицательные классы (наличие или отсутствие положительного роста показателя). Высокое значение F-меры свидетельствует о сбалансированности моделей в отношении ошибок I и II рода, что указывает на эффективность данных алгоритмов в решении поставленной задачи классификации и их потенциальную применимость в практической деятельности государственных МФО. Отметим, что все задействованные в данном исследовании алгоритмы соответствуют сценарию прогнозирования в реальном времени. Иными словами, машинное обучение не использует данные, которые не были доступны на момент принятия государственной МФО решения о предоставлении финансовой поддержки.

Таблица 1

Описание атрибутов разработанных моделей

Атрибут	Описание
<i>Параметры моделей</i>	
n	Совокупное количество наблюдений, использованных для построения (обучения и тестирования) модели
Model_var	Закодированное наименование модели
var1	Прогнозируемый показатель
var2	Временный период, для которого прогнозируется показатель: – r2 – динамика прогнозируемого показателя через 2 года после получения поддержки в МФО ($\frac{t+2}{t}$); – r1 – динамика прогнозируемого показателя через 1 год после получения поддержки в МФО ($\frac{t+1}{t}$); – r02 – динамика прогнозируемого показателя через 2 года после получения поддержки в сравнение с годом, предшествующим обращению в МФО ($\frac{t+2}{t-1}$); – r01 – динамика прогнозируемого показателя через 1 год после получения поддержки в сравнение с годом, предшествующим обращению в МФО ($\frac{t+1}{t-1}$)
var3	Прогнозируемый темп роста показателя: – отсутствие индекса — темп роста составит более 100%; – 1 — темп роста составит не менее 90%
model	Алгоритм, использованный для построения модели
<i>Метрики точности моделей</i>	
Precision	Отражает долю объектов, предсказанных моделью как положительные, и которые действительно являются положительными $(Precision = \frac{TruePositive}{TruePositive+FalsePositive})$
Recall	Отражает долю предсказанных объектов положительного класса из всех объектов положительного класса $(Recall = \frac{TruePositive}{TruePositive+FalseNegative})$
F-мера	Среднее гармоническое между precision и recall. Предоставляет единую оценку, учитывающую как точность, так и полноту модели $(F - \text{мера} = 2 * \frac{Precision*Recall}{Precision+Recall})$

Источник: составлено автором на основе [37].

В целях валидации полученных оценок, мы проверили предсказательную точность модели на вневыборочном наборе данных. Мы сообщаем о точности прогнозирования с использованием матриц путаницы [37]. Матрица путаницы визуализирует эффективность модели путём сравнения количества фактических случаев в классе (строки) с количеством прогнозируемых случаев в классе (столбцы). Частота ошибок относится к проценту случаев, которые не были точно предсказаны

в каждом классе. Результаты вневыборочного прогнозирования представлены в табл. 3.

Таблица 2
**Расчётные показатели точности моделей скоринга
на основе различных алгоритмов машинного обучения**

n	Model_var	var1	var2	var3	model	Precision	Recall	F-мера
253	x22_r02	ROE	r02	-	rpart	0,778	1	0,875
253	x22_r02	ROE	r02	-	rf	0,778	1	0,875
253	x22_r02	ROE	r02	-	C5.0	0,807	0,939	0,868
255	x22_r01	ROE	r01	-	nnet	0,714	1	0,833
256	x23_r02	Employ	r02	-	rf	0,8	0,867	0,83
256	x23_r02	Employ	r02	-	svmRadial	0,705	1	0,827
256	x23_r02	Employ	r02	-	rpart	0,809	0,844	0,826
256	x23_r02_1	Employ	r02	_1	JRip	0,769	0,889	0,825
255	x13_r02	Revenue	r02	-	rf	0,889	0,762	0,821
253	x22_r02_1	ROE	r02	_1	C5.0	0,784	0,851	0,816
256	x23_r2	Employ	r2	-	rf	0,683	0,953	0,796
253	x22_r02	ROE	r02	-	multinom	0,769	0,816	0,792
253	x36_r02	ROS	r03	-	C5.0	0,792	0,776	0,784
253	x23_r02	Employ	r02	-	svmRadial	0,68	0,894	0,773
253	x13_r02	Revenue	r02	-	rf	0,783	0,75	0,766

Источник: составлено автором на основе результатов машинного обучения в R Studio.

Таблица 3
**Точность скоринговой модели xROE_r02 алгоритма C5.0
“деревья решений” на вневыборочных данных**

Количество наблюдений: 63			
Событие default — темп роста показателя ROE свыше 100%			
Actual default	Predicted default		Всего значений по строкам
	0 (Нет)	1 (Да)	
0 (Нет)	33 0,524	6 0,095	39
1 (Да)	5 0,079	19 0,302	24
Всего значений по столбцам	38	25	63

Источник: составлено автором на основе результатов машинного обучения в R Studio.

Таблица вневыборочного прогнозирования, позволяет оценить эффективность модели классификации в предсказании события default (темп роста показателя ROE свыше 100%), где “0” темп роста менее 100%, а “1” — рост свыше 100%. Проинтерпретируем результаты:

- количество случаев TrueNegative, когда модель правильно предсказала отсутствие роста показателя – 33;
- количество случаев FalseNegative, когда модель ошибочно предсказала рост показателя – 6;
- количество случаев FalsePositive, когда модель ошибочно предсказала отсутствие роста показателя – 5;
- количество случаев TruePositive, когда модель правильно предсказала рост показателя – 19.

Общая точность может быть рассчитана как доля правильных предсказаний от общего числа наблюдений: $(33 + 19) / 63 \approx 0.823$ или 82,3%. Отметим, что модель показывает высокую точность для случаев, когда событие default происходит, т.е. компания действительно продемонстрировала прирост значения показателя ROE за 3 года. При этом вероятность ошибок II рода (ложноотрицательный результат), значимых в моделях скоринга кредитных организаций, относительно не высока (8%). В зависимости от особенностей реализуемой политики в конкретных регионах, даже без добавления новых данных можно сделать акцент на повышении точности модели, в частности, в контексте её способности обнаруживать потенциально неблагонадежные компании за счёт введения системы штрафов. Однако это не является критическим моментом, по двум причинам. Во-первых, модель позволяет с высокой точностью определить компании, которые не демонстрируют прироста выбранных показателей, снижая результативность воздействия МФО. Во-вторых, дополнение модели новыми данными позволит улучшить её точность. Кроме того, МФО может в разное время корректировать подход к предоставлению финансовой поддержки субъектам МСП, и предложенные модели позволяют гибко адаптироваться к этим изменениям. Разнообразие моделей позволит государственным МФО самостоятельно выбирать и настраивать ту из них, которая позволит идентифицировать компании, оптимальные с точки зрения достижения целей функционирования самой организации.

Выходя за рамки существующих исследований, мы не ограничиваемся разработкой прогнозных моделей и предлагаем сценарий, в котором лица, принимающие решения о предоставлении финансовой поддержки в государственных МФО, могут выбирать различные комбинации прогнозируемых показателей при принятии решения о выдаче займа субъектам МСП. Иными словами, набор авторских моделей скоринга представляет собой конструктор, позволяющий менеджерам государственных МФО самостоятельно формировать алгоритм (разряды) принятия решения о выдаче микрозайма той или иной компании на основе приоритетов конкретной региональной МФО (с учётом особенностей территории, акцента на конкретный показатель результата компании). Отмеченный алгоритм может задаваться как вручную или автоматически внутри программы R Studio.

В качестве примера опишем базовый алгоритм принятия решения о выдаче микрозайма компаниям малого и среднего бизнеса (с акцентом на рост показателя ROE).

Первый разряд: все 4 параметра результативности вырастут (темп роста выше 100%) с вероятностью 80% (на основе лучших моделей для каждого из выбранных Y (показателей роста)).

Второй разряд: не более 2 параметров вырастут с вероятностью в интервале (60–80% — наихудший рост) за исключением ROE (а два других вырастут с вероятностью 80% и выше).

Третий разряд: 2 параметра вырастут с вероятностью в интервале 60–80% включая ROE, а два других вырастут с вероятностью 80% и выше.

Четвёртый разряд: все 4 показателя вырастут с вероятностью больше 50%.

Пятый разряд: все остальные, не представленные варианты.

Шестой разряд: более 3 показателей, за исключением ROE, вырастут с вероятностью менее 50%.

Алгоритм выступает дополнительным инструментом проверки надёжности компаний и позволяет классифицировать (приоритизировать) их с точки зрения принятия функциональных решений, направленных на достижение целей функционирования государственных микрофинансовых организаций. В рамках представленного алгоритмического подхода мы придерживаемся ансамбля человека и ИИ в принятии решений. Иными словами менеджер МФО, принимающий решение о выдаче займа, получает автоматизированное решение (или рекомендации) от скоринговой модели, а затем проверяет его корректность на основе текущих моделей оценки платёжеспособности заёмщиков. Таким образом, разработанный алгоритм является вспомогательным инструментом, в то время как менеджеры МФО остаются ответственными за результаты решений.

Заключение

В рамках данного исследования была предпринята попытка решить актуальную проблему разработки методического обеспечения, направленного на повышение результативности воздействия российских государственных МФО. Эта задача имеет большое значение в контексте развития отечественной экономики и поддержки субъектов малого и среднего предпринимательства.

В процессе исследования было обнаружено, что значимой проблемой является конфликт двух институциональных логик, в рамках которых МФО преследует противоположные, с предпринимательской точки зрения, цели. Учитывая данную проблему, в работе было разработано методическое обеспечение, направленное на повышения результативности государственных российских компаний малого и среднего бизнеса, основанное на применении искусственного интеллекта. В основу разработанного подхода заложен широкий перечень факторов, включающих как различные характеристики компаний-заёмщиков, так и показатели макросреды, в которой они функционируют.

Основной эмпирический результат этого исследования представлен через скоринговые модели с использованием машинного обучения

для прогнозирования темпов роста показателей деятельности компаний-заёмщиков в целях разработки алгоритма принятия операционных решений о предоставлении финансовой поддержки субъектам МСП. Были оценены различные модели, чтобы определить, какие алгоритмы дают наибольшую прогнозную точность и по какому из показателей. Результаты показывают, что с достаточно хорошей точностью прогнозируются показатели динамики выручки, рентабельности и количества сотрудников: точность различных моделей на вневыборочных данных превышает 75%, за исключением темпов роста налоговых отчислений. Однако прогнозная точность может быть улучшена, путём включения большего количества “точек” (наблюдений), закладываемых в обучающий алгоритм.

Данные результаты могут применяться для оценки вероятности достижения потенциальным заёмщиком государственных МФО того или иного темпа роста по заданному показателю, что позволяет повысить точность отбора оптимальных компаний-заёмщиков, с точки зрения создаваемой МФО ценности. Описанный механизм заложен в разработанный алгоритм принятия решений, позволяющий классифицировать компании малого и среднего бизнеса по заданным МФО параметрам. Отличительной особенностью алгоритма для практического применения является возможность его настройки и калибровки под конкретный показатель результата компании, в котором заинтересована МФО. Все необходимые расчёты автоматизированы и представлены в виде готового инструмента, который может быть использован в качестве дополнительного (вспомогательного) механизма при принятии обоснованного решения о выдаче микрозаймов государственными МФО.

Таким образом, результаты данного исследования вносят вклад в развитие управленческих аспектов результативности МФО и предлагают практические инструменты для повышения результативности государственных МФО. Применение разработанных подходов и моделей может способствовать более эффективному распределению финансовых ресурсов МФО (экономическая ценность) и поддержке наиболее перспективных компаний малого и среднего бизнеса, способных продемонстрировать рост показателей деятельности, обеспечивая вклад в экономическое развитие региона и страны (социальная ценность).

Список источников

1. Adbi A., Lee M., Singh J. Community influence on microfinance loan defaults under crisis conditions: Evidence from Indian demonetization // *Strategic Management Journal*. 2024. Vol. 45. No. 3. P. 535–563. — DOI 10.1002/smj.3558.
2. Caballero-Montes T., Godfroid C., Labie M. Are interest rate caps a relevant tool to cool down overheating microfinance markets? // *Strategic Change*. 2021. Vol. 30. No. 4. P. 319–330. — DOI 10.1002/jsc.2426.
3. Чичуленков Д.А. Типы и направления повышения эффективности микрофинансовых организаций // *Финансовые рынки и банки*. 2020. № 2. С. 77–85.
4. Gee I.H., Nahm P.I., Yu T. [et al.]. Not-for-Profit Organizations: A Multi-Disciplinary Review and Assessment from a Strategic Management Perspective //

- Journal of Management. 2023. Vol. 49. No. 1. P. 237–279. — DOI 10.1177/01492063221116581.
5. Battilana J., Dorado S. Building sustainable hybrid organizations: The case of commercial microfinance organizations // *Academy of Management Journal*. 2010. Vol. 53. P. 1419–1440. — DOI 10.5465/amj.2010.57318391.
 6. Khachatryan K., Avetisyan E. Microfinance development in Armenia: Sectoral characteristics and problems // *Strategic Change*. 2017. Vol. 26. P. 575–584. — DOI 10.1002/jsc.2169.
 7. Mudakkar S.R., Uppal J.Y. Identifying Winning Strategies for MFIs by Constructing Structured Mashup Indices // *Global Business Review*. 2023. — DOI 10.1177/09721509221134256.
 8. Ostroff C., Schmitt N. Configurations of organizational effectiveness and efficiency // *Academy of Management Journal*. 1993. Vol. 36. No. 6. P. 1346–1361. — DOI 10.2307/256814.
 9. Weigelt C., Sarkar M. Performance implications of outsourcing for technological innovations: managing the efficiency and adaptability trade-off // *Strategic Management Journal*. 2012. Vol. 33. P. 189–216. — DOI 10.1002/smj.951.
 10. Galema R., Lensink R., Mersland R. Do Powerful CEOs Determine Microfinance Performance? // *Journal of Management Studies*. 2012. Vol. 49. P. 718–742. — DOI 10.1111/j.1467-6486.2012.01046.x.
 11. Сорокин А.С. Моделирование оптимальных кредитных лимитов в микрофинансовых организациях // *Экономический журнал Высшей школы экономики*. 2022. Т. 26. № 2. С. 285–306. — DOI 10.17323/1813-8691-2022-26-2-285-306.
 12. Bumacov V., Ashta A., Singh P. Credit Scoring in MFIs and Their Outreach // *Strategic Change*. 2014. Vol. 23. P. 401–413. — DOI 10.1002/jsc.1985.
 13. Кузнецова В.Ю., Ажмухамедов И.М. Методика принятия решений по выдаче займов в микрофинансовых организациях и её программная реализация // *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии*. 2020. № 3 (51). С. 32–39.
 14. Клейнер Г.Б. Многополярное управление организацией // *Российский журнал менеджмента*. 2024. Т. 22. № 2. С. 163–178. — DOI 10.21638/spbu18.2024.201.
 15. Lóska G., Uotila J. Digital Transformation in Corporate Banking: Toward a Blended Service Model // *California Management Review*. 2024. Vol. 66. No. 3. P. 93–115. — DOI 10.1177/00081256231207429.
 16. Gicić A., Subasi A. Credit scoring for a microcredit data set using the synthetic minority oversampling technique and ensemble classifiers // *Expert Systems*. 2019. Vol. 36, e12363. — DOI 10.1111/exsy.12363.
 17. Gutiérrez-Nieto B., Serrano-Cinca C., Camón-Cala J. A Credit Score System for Socially Responsible Lending // *Journal of Business Ethics*. 2016. Vol. 133. No. 4. P. 691–701. — DOI 10.1007/s10551-014-2448-5.
 18. Schleicher D.J., Baumann H.M., Sullivan D.W. [et al.]. Putting the System Into Performance Management Systems: A Review and Agenda for Performance Management Research // *Journal of Management*. 2018. Vol. 44. No. 6. P. 2209–2245. — DOI 10.1177/0149206318755303.
 19. Ойнер О.К. Оценка результативности маркетинга с позиций системы управления бизнесом // *Российский журнал менеджмента*. 2008. Т. 6. № 2. С. 27–46.
 20. De Leeuw S., Van Den Berg J.P. Improving operational performance by influencing shopfloor behavior via performance management practices // *Journal of*

- Operations Management. 2011. Vol. 29. P. 224–235. — DOI 10.1016/j.jom.2010.12.009
21. Bardhan A.K., Nag B., Mishra C.S. Microfinance Institutions' Efficiency and its Determinants: Evidence from India // South Asia Economic Journal. 2023. Vol. 24. No. 2. P. 109–136. — DOI 10.1177/13915614231179527.
22. Bruton G., Khavul S., Chavez H. Microlending in emerging economies: Building a new line of inquiry from the ground up // Journal of International Business Studies. 2011. Vol. 42. P. 718–739. — DOI 10.1057/jibs.2010.58.
23. Chen J., Chang A.Y., Bruton G.D. Microfinance: Where are we today and where should the research go in the future? // International Small Business Journal. 2017. Vol. 35. No. 7. P. 793–802. — DOI 10.1177/0266242617717380.
24. Newman A., Schwarz S., Ahlstrom D. Microfinance and entrepreneurship: An introduction // International Small Business Journal. 2017. Vol. 35. No. 7. P. 787–792. — DOI 10.1177/0266242617719314.
25. Chauhan S. Social and Financial Efficiency: A Study of Indian Microfinance Institutions // IIM Kozhikode Society & Management Review. 2021. Vol. 10. No. 1. P. 31–43. DOI 10.1177/2277975220953311.
26. Ветлугин Д.Д. Анализ факторов, влияющих на результативность микрофинансирования компаний малого и среднего бизнеса // Экономика, предпринимательство и право. 2024. Т. 14. № 8. С. 4259–4274. — DOI 10.18334/epw.14.8.121162.
27. Отчёт о результатах экспертно-аналитического мероприятия “Оценка состояния гарантийной поддержки и микрофинансирования малого и среднего предпринимательства в Российской Федерации в 2015–2018 годах и первом полугодии 2019 года” // Счётная палата Российской Федерации. — URL: <https://ach.gov.ru/upload/medialibrary/46a/46a9f2d742498488fca4d297cf187a11.pdf> (дата обращения: 01.09.2024).
28. Semegn A.A., Bishnoi N.K. Analysis of Effect of Microfinance on the Performance of MSEs in Amhara National Regional State, Ethiopia // The Journal of Entrepreneurship. 2021. Vol. 30. No. 1. P. 153–178. — DOI 10.1177/0971355720974822.
29. Barney J.B., Ketchen D.J., Wright M. [et al.]. Invited Editorial: The Use of Resources in Resource Acquisition // Journal of Management. 2021. Vol. 37. No. 5. P. 1369–1373. — DOI 10.1177/0149206310371693.
30. Bumacov V., Ashta A., Singh P. Credit Scoring in MFIs and Their Outreach // Strategic Change. 2014. Vol. 23. P. 401–413. — DOI 10.1002/jsc.1985.
31. Bumacov V., Ashta A. Singh P. Credit scoring: A historic recurrence in microfinance // Strategic Change. 2017. Vol. 26. P. 543–554. — DOI 10.1002/jsc.2165.
32. Baklouti I. A psychological approach to microfinance credit scoring via a classification and regression tree // Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management. 2014. Vol. 21. P. 193–208. — DOI 10.1002/isaf.1355.
33. Cochran W. Sampling techniques (3rd ed.). — John Wiley & Sons, 1977. — 448 p. — ISBN 978-0-471-16240-7.
34. Быстрова Ю.Е., Широкова Г.В. Что мы знаем о молодых предпринимательских фирмах? Определения, характеристики и факторы, влияющие на их рост // Современная конкуренция. 2024. Т. 48. № 6. С. 69–101.
35. Приказ Министерства экономического развития РФ от 17 марта 2021 г. № 122 «Об утверждении методики расчёта показателя “Количество начинающих предпринимателей, получивших финансовую поддержку” федерального проекта “Создание условий для лёгкого старта и комфортного ведения бизнеса” национального проекта “Малое и среднее предпринимательство и поддержка индивидуальной предпринимательской инициативы””.

36. Беляева Т.В., Широкова Г.В., Гаффорова Е.Б. Результаты деятельности фирмы в период экономического кризиса: роль стратегических ориентаций и финансового капитала // Российский журнал менеджмента. 2017. Т. 15. № 2. С. 131–162. — DOI 10.21638/11701/spbu18.2017.201.
37. Hyytinen A., Rouvinen P., Pajarinen M. [et al.]. Ex Ante Predictability of Rapid Growth: A Design Science Approach // Entrepreneurship Theory and Practice. 2023. Vol. 47. No. 6. P. 2465–2493. — DOI 10.1177/10422587221128268.

Приложение

Перечень переменных, заложенные в модель кредитного скоринга

Признак	Описание
Reg	Субъект федерации, в котором зарегистрирована и осуществляет деятельность компания
Categ	Категория субъекта малого или среднего предпринимательства. Бинарная переменная: 0 — микропредприятие, 1 — малое предприятие
Age	Возраст компании с даты её основания на момент обращения за микрозаймом в государственную МФО. Числовая переменная
Loan_number	Совокупное количество имеющихся у компании активных микрозаймов, полученных в государственной МФО на момент обращения за микрозаймом. Числовая переменная
Guarantee	Наличие гарантий и поручительств по микрозайму в государственной МФО на момент обращения. Бинарная переменная: 0 — нет, 1 — да
Affil	Аффилированность компании, получающей микрозаём, с другой (другими) компаниями-заёмщиками государственной МФО на момент обращения. Бинарная переменная: 0 — нет, 1 — да
CEO_Reputation	Деловая репутация руководителя и бенефициаров компании на момент обращения за микрозаймом в государственную МФО. Бинарная переменная: 0 — отрицательная, 1 — положительная
Gender	Пол руководителя компании. Бинарная переменная: 0 — мужской, 1 — женский
State_Procure	Участие компании в государственных закупках (поставщик) за 3-летний период ($t-2 - t$). Бинарная переменная: 0 — нет, 1 — да
Capital_Inv	Капитальные активы компании (сумма основных средств и нематериальных активов). Числовая переменная
Assets	Активы компании. Числовая переменная
Capital	Капитал и резервы. Числовая переменная
Long_Borrow	Долгосрочные обязательства компании. Числовая переменная
Short_Borrow	Краткосрочные обязательства компании. Числовая переменная
Revenue*	Выручка компании. Числовая переменная
Cost_price	Себестоимость продаж компании. Числовая переменная
Net_profit	Чистая прибыль. Числовая переменная
Assets_turnover_ratio	Коэффициент оборачиваемости совокупных активов компании. Числовая переменная
ND/E_Ratio	Соотношение чистого долга к капиталу. Числовая переменная

Признак	Описание
Debt_Concentr	Коэффициент концентрации заёмного капитала. Числовая переменная
ROS*	Рентабельность продаж. Числовая переменная
ROE*	Рентабельность капитала. Числовая переменная
Employ*	Количество сотрудников. Числовая переменная
Tax*	Налоги. Числовая переменная
Contrib_pension	Величина страховых взносов в ПФР. Числовая переменная
Enforce_proceed	Исполнительные производства. Бинарная переменная: 0 — нет, 1 — да
Loan_Timeline	Срок предоставления займа. Числовая переменная
GRP_Reg	ВРП в регионе. Числовая переменная
GRP_Per_Capita_Reg	ВРП на душу населения в регионе. Числовая переменная
Inflation_Reg	Инфляция в регионе. Числовая переменная
Status	Статус компании. Бинарная переменная: 0 — ликвидирована, 1 — действующая
Revenue_Median	Медина выручки по отрасли. Числовая переменная
Simp_Tax	Режим налогообложения. Бинарная переменная: 0 — общая система налогообложения, 1 — упрощённая система налогообложения
Loan_Rate	Ставка по полученному микрозайму. Числовая переменная
Okved	Группа ОКВЭД. Мультиномиальная переменная
Yearstart	Год получения микрозайма. Числовая переменная

* Означает что данная переменная использовалась как зависимая (прогнозируемая), и как независимая (объясняющая), в остальных моделях.

Примечание. Для числовых переменных, отражающих финансовые показатели, были рассчитаны показатели в динамике за периоды, предшествующие получению займа. Например, показатель “Долгосрочные обязательства” использовался как в абсолютных значениях, так и в относительном выражении (динамика 2 года до получения займа по сравнению с годом до получения займа).

Источник: составлено автором на основе контент-анализа профильных источников.

Сведения об авторах / About authors

Ветлугин Денис Дмитриевич, аспирант Школы экономики и менеджмента, Дальневосточный федеральный университет. 690620 Россия, г. Владивосток, о. Русский, п. Аякс, 10, корпус G. E-mail: vetlugin.dd@dvfu.ru.

Denis D. Vetlugin, Post-graduate Student of the School of Economics and Management, Far Eastern Federal University. Bld. G, FEPU Campus, Vladivostok, 690620, Russia. E-mail: vetlugin.dd@dvfu.ru.

Гафорова Елена Борисовна, доктор экономических наук, доцент, проректор по учебной работе, профессор Департамента менеджмента и предпринимательства, директор Школы экономики и менеджмента, Дальневосточный федеральный университет. 690920 Россия, г. Владивосток, о. Русский, кампус ДВФУ, корпус G, каб. G609. E-mail: gafforova.eb@dvfu.ru.

Elena B. Gafforova, Dr. of Economic Sciences, Associate Professor, Vice-Rector for Academic Affairs Professor of the Department of Management and Entrepreneurship, Director, School of Economics and Management, Far Eastern Federal University. Office 609, Bld. G, FEPU Campus, Vladivostok, 690920, Russia. E-mail: gafforova.eb@dvfu.ru.

© Ветлугин Д.Д., Гафорова Е.Б., 2024
© Vetlugin D.D., Gafforova E.B. 2024

Адрес сайта в сети интернет: <http://jem.dvfu.ru>