

Научная статья**УДК 519.865****DOI: 10.25683/VOLBI.2023.65.802****Alexandra Sergeevna Pospelova**

Applicant of the Graduate School of Industrial Economics,
field of training 38.06.01_01 — Economics
and management of the national economy (by industry),
Peter the Great St. Petersburg
Polytechnic University
Saint Petersburg, Russian Federation
aleks.pospelova2002@yandex.ru

Olga Vitalievna Zaborovskaya

Doctor of Economics, Professor,
Head of the Department of Social
and Economic Processes Management,
State Institute of Economics, Finance,
Law and Technology
Gatchina, Russian Federation
ozabor@mail.ru

Darya Alexandrovna Kryzhko

Assistant of the Graduate School of Industrial Economics,
Peter the Great St. Petersburg
Polytechnic University
Saint Petersburg, Russian Federation
kryzhko_da@spbstu.ru

Evgeny Alexandrovich Konnikov

Candidate of Economics, Associate Professor
of the Graduate School of Industrial Economics
Peter the Great St. Petersburg
Polytechnic University
Saint Petersburg, Russian Federation
konnikov_ea@spbstu.ru

Александра Сергеевна Поспелова

соискатель Высшей инженерно-экономической школы,
направление подготовки 38.06.01_01 — Экономика
и управление народным хозяйством (по отраслям),
Санкт-Петербургский политехнический университет
Петра Великого
Санкт-Петербург, Российская Федерация
aleks.pospelova2002@yandex.ru

Ольга Витальевна Заборовская

д-р экон. наук, профессор,
зав. кафедрой управления социальными
и экономическими процессами,
Государственный институт экономики, финансов,
права и технологий
Гатчина, Российская Федерация
ozabor@mail.ru

Дарья Александровна Крыжко

ассистент Высшей инженерно-экономической школы,
Санкт-Петербургский политехнический университет
Петра Великого
Санкт-Петербург, Российская Федерация
kryzhko_da@spbstu.ru

Евгений Александрович Конников

канд. экон. наук,
доцент Высшей инженерно-экономической школы,
Санкт-Петербургский политехнический университет
Петра Великого
Санкт-Петербург, Российская Федерация
konnikov_ea@spbstu.ru

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВЕРОЯТНОСТИ БАНКРОТСТВА ПРЕДПРИЯТИЙ СФЕРЫ УСЛУГ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ КОЛЛЕКТИВНОГО ОБУЧЕНИЯ

5.2.2 — Математические, статистические и инструментальные методы в экономике

Аннотация. Финансовое здоровье коммерческих предприятий имеет решающее значение для стабильности и роста любой экономики. Однако оценка финансовой устойчивости компании может оказаться сложной задачей. Поскольку риск банкротства постоянно ищут надежные инструменты для прогнозирования вероятности финансового краха компании. Традиционные методы оценки риска имеют свои ограничения, поэтому исследователи обратились к ансамблевым методам, которые объединяют несколько моделей для повышения точности прогнозирования. Используя множество моделей, каждая из которых имеет свои сильные и слабые стороны, ансамблевые методы стремятся обеспечить более полные и точные прогнозы, чем отдельные модели. Целью этих методов является раннее выявление потенциальных банкротств и предоставление кредиторам возможности предпринять необходимые действия для эффективного снижения рисков. В статье исследуется, как внедрение ансамблевых методов может повысить точность прогнозов банкротства и пре-

доставить кредитным организациям мощный инструмент для оценки финансового положения компаний. Стоит отметить, что использование возможностей машинного обучения и искусственного интеллекта обеспечивает значительное улучшение по сравнению с традиционными подходами, которые полагаются на ограниченные варианты обработки данных. Ансамблевые методы позволяют исследователям повысить точность прогнозов банкротства и предоставить кредитным организациям надежный инструмент для оценки финансовой устойчивости торговых предприятий. Внедряя эти комплексные методы, кредитные организации могут принимать более обоснованные решения относительно кредитования и инвестиций, что может оказать существенное влияние на стабильность финансового рынка.

Ключевые слова: предсказание банкротства, сервисные предприятия, коллективные методы обучения, ансамблевые методы, финансовая стабильность, оценка риска, машинное обучение, искусственный интеллект, точность прогнозирования, кредитные учреждения

Финансирование: Работы выполнены в рамках реализации проекта «Разработка методологии формирования инструментальной базы анализа и моделирования пространственного социально-экономического развития систем в условиях цифровизации с опорой на внутренние резервы» (FSEG-2023-0008).

Для цитирования: Поспелова А. С., Заборовская О. В., Крыжко Д. А., Конников Е. А. Прогнозирование вероятности банкротства предприятий сферы услуг на основе методов коллективного обучения // Бизнес. Образование. Право. 2023. № 4(65). С. 54—63. DOI: 10.25683/VOLBI.2023.65.802.

Original article

FORECASTING THE PROBABILITY OF BANKRUPTCY OF SERVICE ENTERPRISES ON THE BASIS OF COLLECTIVE LEARNING METHODS

5.2.2 — Mathematical, statistical and instrumental methods in economics

Abstract. *The financial health of commercial enterprises is crucial for the stability and growth of any economy. However, assessing a company's financial stability can be a challenging task. As the risk of bankruptcy is constantly looming, credit institutions are in constant search for reliable tools to forecast the likelihood of a company's financial collapse. Traditional risk assessment methods have their limitations, which is why researchers have turned to ensemble methods that combine multiple models to improve forecasting accuracy. By using a variety of models, each with its own strengths and weaknesses, ensemble methods aim to provide more comprehensive and accurate forecasts than individual models. The goal of these methods is to identify potential bankruptcies early on and provide creditors with the opportunity to take necessary actions to effectively reduce risks. This article explores how the implementation of ensemble methods can increase the accuracy of*

bankruptcy forecasting and provide credit organizations with a powerful tool for assessing the financial position of companies. It is worth noting that the use of machine learning and artificial intelligence capabilities provides significant improvements compared to traditional approaches that rely on limited data processing options. Ensemble methods allow researchers to increase the accuracy of bankruptcy forecasting and provide credit organizations with a reliable tool for assessing the financial stability of trading enterprises. By implementing these complex methods, credit organizations can make more informed decisions regarding lending and investments, which can have a significant impact on the stability of the financial market.

Keywords: *bankruptcy forecasting, service enterprises, collective learning methods, ensemble methods, financial stability, risk assessment, machine learning, artificial intelligence, forecasting accuracy, credit institutions*

Funding: The work was carried out as part of the project “Development of a methodology for the formation of an instrumental base for the analysis and modeling of spatial socio-economic development of systems in the context of digitalization based on internal reserves” (FSEG-2023-0008).

For citation: Pospelova A. S., Zaborovskaya O. V., Kryzhko D. A., Konnikov E. A. Forecasting the probability of bankruptcy of service enterprises on the basis of collective learning methods. *Biznes. Obrazovanie. Pravo = Business. Education. Law.* 2023;4(65):54—63. DOI: 10.25683/VOLBI.2023.65.802.

Введение

Актуальность. В последнее время прогнозирование вероятности банкротства компаний стало особенно актуальным для кредитных организаций, инвесторов и правительства. Негативное влияние пандемии COVID-19 привело к тому, что многие российские компании остро нуждаются в заемных средствах, в то время как спрос на их продукцию снизился из-за введенных ограничений. Оценка рисков банкротства позволяет снизить вероятность дефолта и повысить доходность инвестиций. В связи с этим всё больше внимания уделяется кредитному скорингу — системе оценки кредитоспособности заемщиков.

Кредитный скоринг — это метод оценки вероятности дефолта заемщика по кредиту на основе анализа его кредитной истории и других факторов. Скоринговая модель помогает кредитным учреждениям принимать обоснованные решения о предоставлении или отказе в кредите. Другими словами, это процесс оценки кредитоспособности заемщика путем анализа различных факторов, таких как внутренние финансовые показатели организации, которые могут повлиять на ее способность возвращать заемные средства. Кредитный скоринг является важным инструментом, поскольку он может снизить риск невыплаты кредитов и повысить эффективность инвестиций.

Одним из методов прогноза вероятности банкротства предприятий являются ансамблевые методы прогнозирования. Эти методы объединяют несколько моделей прогнозирования для улучшения точности и надежности прогнозов. Ансамблевые методы могут включать в себя такие методы, как

случайный лес, бустинг, бэггинг и др. Ансамблевые методы отличаются высокой точностью, которая достигается за счет объединения нескольких моделей в единую систему, которая выдает результат на основе набора прогнозов. Они позволяют уменьшить ошибки отдельных моделей и тем самым повысить качество прогноза. В этом их главное преимущество.

Прогнозирование вероятности банкротства предприятий торговли на основе ансамблевых методов прогнозирования является актуальной темой в современном мире, т. к. он может помочь кредитным организациям, инвесторам и государству принимать более обоснованные решения и уменьшать риски потерь. Кроме того, это может повысить эффективность использования ресурсов и увеличить производительность экономики в целом.

Таким образом, использование ансамблевых методов прогнозирования является эффективным инструментом для повышения точности прогнозирования вероятности банкротства предприятий. Это позволяет снизить риски для кредитных организаций, инвесторов и государства и повысить их прибыльность и стабильность.

На основе вышесказанного применение математических моделей при прогнозировании вероятности банкротства является перспективным направлением исследования за счет возможности получения качественных и точных результатов.

Изученность проблемы. Область кредитного скоринга является многогранной для исследований. Исследователи во многих странах внесли свой вклад в изучение факторов, влияющих на банкротство предприятий.

В работе Ю. Зеленкова, Е. Федоровой, Д. Чекризова [1] выявлено, что из более 150 разработанных на данный момент моделей, даже при том, что они используют более 750 факторов, на практике такие модели реализуются достаточно редко. Авторы объясняют это тем, что модели строятся согласно отраслевой специфике и поэтому могут показывать меньшую эффективность для компаний, на которые оказывают большее влияния факторы, не учтенные в модели. В связи с этим предлагается адаптирующая модель, основанная на отборе факторов, применении ансамблевого метода голосования и генетического алгоритма. Исследование проводилось на данных 912 российских компаний (456 банкротов и 456 — банкротами не являющихся), оценивалось влияние 55 факторов. В результате точность метода составила 93,4 %.

Ф. дю Жардин [2] утверждает, что ансамблевые методы отличаются большей точностью по сравнению с другими моделями. Он разрабатывает собственную модель, которая основывается на количественной оценке с использованием карт Кохонена. Результаты показывают, что такие модели приводят к лучшим прогнозам, чем те, которые могут быть достигнуты с помощью традиционных методов. Эффективность модели представляется наиболее точной за счет того, что она оценивалась с помощью разных данных за разные периоды.

В другой статье Ф. дю Жардин [3] продолжает рассматривать проблему и утверждает, что ансамблевые методы отличаются более высокой точностью, хотя разница в производительности с другими методами невелика. Метод, разработанный автором, строится на основе самоорганизующихся сетей. В результате дается представление о финансовых моделях, что актуально для большинства фирм, а также специфические модели, которые имеют значение для нестандартных компаний, которые, например, отличаются высокой ликвидностью ровно до того момента, пока не «рухнут».

Описание различных методов прогнозирования банкротства описано в работе У Ю, П. Хуан, М. Ле и Ю. Ши [4]. Авторы дают краткую характеристику метода и в итоге предлагают общую рецензию. Они убеждены, что машинное обучение в прогнозировании дает высокую эффективность, однако ему еще есть куда стремиться. В первую очередь необходимо диверсифицировать источники данных, использовать кроме отчетности мнения экспертов, новости и публичные отчеты. Также важно увеличить функционал прогнозных моделей, чтобы иметь возможность определить, какой фактор имеет большее значение в становлении компании банкротом.

В работе Е. Альфаро, Н. Гарсия, М. Гомеза и Д. Элизондо предлагается использование альтернативного метода прогнозирования — *AdaBoost* [5]. Они говорят о том, что нейронные сети имеют преимущество в поиске нелинейных связей и отличаются высокой точностью при наличии «шума». *AdaBoost* строит базовые классификаторы последовательно, используя разные варианты выборок. Как результат, новый метод снижает ошибку обобщения примерно на 30 % относительно ошибки нейронной сети.

А. В. Войко [6] также разделяет мнение о том, что модель прогнозирования банкротства должна строиться с учетом отраслевой специфики. Для прогнозирования банкротства строительных компаний автор строит модель с использованием алгоритма логистической регрессии. Выборка включает в себя 526 российских компаний, половина которых банкроты. Автор утверждает, что модель отличается высокими прогнозными возможностями и позволяет оценить вероятность банкротства компаний с учетом масштабов их деятельности.

В работе Р. А. Коллинза и Р. Д. Грина [7] авторы проводят сравнение трех наиболее часто используемых статистических моделей — множественного дискриминантного анализа, линейной вероятностной модели и логистической регрессии. Также рассматривается, насколько каждая модель соответствует теории финансового кризиса.

Д. Флетчер и Е. Госс [8] пишут о преимуществах модели логистической регрессии для прогнозирования банкротства. С использованием выборки обанкротившихся и не обанкротившихся фирм авторы улучшают *logit*-модель с помощью нейронных сетей. Результаты показывают, что этот метод более точно предсказывает банкротство и предлагает многообещающие результаты.

Работа Е. А. Федорова, Е. В. Гиленко и С. Е. Довженко [9] посвящена анализу пригодности отечественных и зарубежных моделей для прогноза вероятности банкротства. Выборка состояла из российских предприятий обрабатывающей промышленности. В результате точность прогноза построенных моделей составляет 84,7 %. Но при помощи бинарного дерева классификации модель способна устанавливать границы нормальных значений для коэффициента ликвидности и финансовой устойчивости. Превышение границ может привести к банкротству предприятия.

Кроме того, в работе Ф. дю Жардина [10] автор пытается преодолеть несовершенство ансамблевых моделей, которое связано с их неэффективностью для компаний специфической отрасли. Автор разрабатывает свой метод, который основан на методе бикластеризации, который в свою очередь ищет группы фирм, на каждую из которых одинаково влияют одни и те же факторы, и на ансамблевом методе, который необходим для наибольшей ретроспективы вариантов банкротства. В результате показано, как комбинация этих методов может повысить качество прогнозов.

Очень важное замечание сделали Т. Ле с соавторами [11] о том, что в последнее время диагностика банкротства компаний чрезвычайно важна как для владельцев бизнеса, так и для государства. Он разрабатывает модель, которая отличается быстрым и точным подходом при использовании экстремального градиентного повышения на базе квадратичных логистических потерь. Для проверки качества модели используется три выборки (японский, корейский и набор данных о банкротстве США). По мнению авторов, результаты превосходят результаты других методов машинного обучения для прогнозирования банкротства.

Новый подход к прогнозированию банкротства был разработан М. Зжеба [12]. Автор использовал экстремальное градиентное усиление и синтетические функции — это концепция, разработанная для статистики более высокого уровня, он рассчитывается как комбинация эконометрических показателей и операций арифметики. Выборка состоит из данных польских компаний. Результат оценивается в прогнозировании банкротства с 1-й по 5-й год.

В работе О. Лукассона и Е. К. Лаитинена [13] авторы делают важное замечание о том, что риск банкротства компании становится главной причиной отказа в сотрудничестве. Исследование было проведено на 1 234 европейских компаниях.

Результат эксперимента, проведенного В. Гарсия с соавторами [14], показывает, что эффективность ансамблей зависит от преобладания положительных значений в выборке.

Рассмотренные литературные источники позволяют выявить ключевые особенности проведения процедуры прогнозирования банкротства.

Научная новизна. Процедура прогнозирования вероятности банкротства предприятий при применении ансамблевых методов является распространенным методом получения качественных оценок, однако существует ряд пробелов в исследованиях, некоторые из которых частично устранены, а другие остаются открытыми. Так, в научном сообществе не достигнут консенсус в отношении наиболее эффективных ансамблевых методов прогнозирования банкротства. Эта ситуация сложилась несмотря на то, что существует множество различных методов ансамбля, таких как случайные леса, *AdaBoost* и повышение градиента, но неясно, какие методы работают лучше всего в этом контексте. В некоторых исследованиях сравнивались различные методы, но результаты часто противоречивы. Таким образом, определение наиболее точного метода прогнозирования банкротства для предприятий сферы торговли и представляет собой новые результаты, полученные нами.

Еще одним пробелом в исследованиях является ограниченное понимание того, как эффективно комбинировать несколько моделей в ансамбле. Существует множество различных способов объединения моделей, включая простое усреднение, взвешенное усреднение или более сложные методы, такие как суммирование или повышение. Однако не совсем понятно, какие методы лучше всего работают в контексте прогнозирования банкротства.

Таким образом, необходимы дополнительные исследования того, как интерпретировать и объяснять ансамблевые модели для прогнозирования банкротства. Это особенно важно в контексте прогнозирования банкротства, когда заинтересованным сторонам может потребоваться понять причины прогнозов модели для принятия обоснованных решений.

Кроме того, необходимо выявить, как обрабатывать несбалансированные данные при прогнозировании банкротства. Представленное исследование позволяет определить перспективы применения ансамблевых методов прогнозирования в сервисных предприятиях. Многие сервисные предприятия имеют относительно мало банкротств, что может затруднить обучение точных моделей. Методы ансамбля могут быть особенно полезны в этом контексте.

Целесообразность исследований по прогнозированию вероятности банкротства предприятий сферы услуг с помощью методов коллективного обучения (методов ансамбля) связана с возможностью разработки точных и надежных моделей, позволяющих выявить компании, которым грозит банкротство. Прогнозируя банкротство, заинтересованные стороны, такие как инвесторы, кредиторы и регулирующие органы, могут предпринять соответствующие действия для минимизации своих потерь и предотвращения финансовой нестабильности в экономике.

Внедрение подобных автоматизированных систем расчета кредитного скоринга позволит компаниям, применяющим данный инструмент в своей работе, ускорить процесс обработки заявок и принятия обоснованного решения о предоставлении финансовой поддержки.

Более того, автоматизированные системы принятия решений устраняют так называемый человеческий фактор, т. е. ошибку из-за невнимательности или внешнего воздействия. Так, обеспечение принятия обоснованных и целесообразных решений поможет снизить риски невозврата заемственных средств.

Цель исследования заключается в прогнозировании вероятности банкротства предприятий сферы услуг на основе методов коллективного обучения.

Для достижения поставленной цели необходимо решить ряд **задач**, а именно:

- исследовать особенности применения каждого из методов — случайный лес, деревья с увеличением градиента/угла наклона, ансамбль деревьев;
- разработать алгоритм применения такого рода методов;
- определить какой из представленных методов оценки банкротства компании наиболее эффективен;
- апробировать модели и выявить их ограничения и возможные ошибки.

Теоретическое обоснование исследования ансамблевых методов при изучении вероятности банкротства предприятий сферы услуг основано на идее о том, что объединение нескольких моделей может привести к повышению прогностической эффективности по сравнению с использованием одной модели. Это связано с тем, что каждая отдельная модель может иметь свои сильные и слабые стороны, и, объединив их в ансамбль, мы можем использовать их взаимодополняющие способности для более точных прогнозов. Методы ансамбля также обеспечивают некоторую степень устойчивости к переобучению, что является распространенной проблемой в машинном обучении. Усредняя прогнозы нескольких моделей, мы можем уменьшить влияние любой отдельной модели, которая могла слишком точно соответствовать обучающим данным. В целом теоретическая основа использования ансамблевых методов в прогнозировании банкротства предприятий сферы услуг заключается в стремлении повысить точность прогнозирования, обрабатывать сложные и многомерные данные и снизить риск переобучения.

Практическое обоснование состоит в том, что в случае прогнозирования банкротства предприятий сферы услуг ансамблевые методы могут использоваться для объединения различных типов финансовых данных и бухгалтерских коэффициентов, а также нефинансовых данных, таких как оценки удовлетворенности клиентов, текучесть кадров и отраслевые тенденции. Эти разнообразные исходные данные могут помочь уловить сложный и динамичный характер предприятий сферы услуг и повысить точность прогнозов банкротства. Такого рода информация представит лицам, принимающим решения, мощный инструмент для выявления компаний, которым грозит банкротство, и принятия упреждающих мер для снижения связанных с этим рисков.

Основная часть

Результаты функционирования компании описывает совокупность показателей, которые находят свое отражение в ее отчетности. Из данных отчетности рассчитываются показатели оценки деятельности, проанализировав которые можно спрогнозировать вероятность банкротства при помощи самообучающихся моделей [15].

На первом этапе исследования были получены данные отчетности 21 случайной компании-банкрота и 21 случайной компании, банкротом не являющейся. Компания выбирались в произвольном порядке, с условием соответствия кода ОКВЭД сфере торговли. Важным моментом при выборе периода отчетности стал факт того, что даже после процедуры признания банкротства компания продолжает существовать в форме внешнего управления, оздоровления или конкурсного производства и функционировать [16]. Это происходит потому, что компании важно использовать возможные способы погашения задолженности. Следовательно, даже после процедуры банкротства у компании может публиковаться отчетность. Однако если компания на текущий момент уже признана банкротом,

то она не может удовлетворять требованиям кредиторов, а значит, данные отчетности за годы после признания банкротства не подходят для построения модели. Исходя из вышеперечисленных аспектов, необходимо использовать отчетность компаний банкротов за период до наступления банкротства.

Для отчетности компаний — не банкротов не накладывается временных требований.

Получив данные отчетностей компаний, можно рассчитать показатели для прогнозирования банкротства, такие как:

- коэффициент ликвидности;
- коэффициент финансовой зависимости;
- доля чистого оборотного капитала в активах;
- рентабельность активов, рассчитанная исходя из прибыли до уплаты процентов и налогов;
- коэффициент оборачиваемости активов;
- коэффициент соотношения акционерного капитала и обязательств;
- рентабельность собственного капитала, рассчитанная исходя из прибыли до налогообложения;
- доля формирования активов за счет краткосрочных обязательств;
- коэффициент покрытия обязательств оборотным капиталом;
- доля постоянного капитала в общей сумме источников средств;
- коэффициент соотношения прибыли до уплаты процентов и налогов и заемного капитала;
- рентабельность активов, рассчитанная исходя из прибыли от продаж;
- коэффициент соотношения прибыли от продаж и краткосрочных обязательств;
- коэффициент соотношения оборотных активов и обязательств;
- коэффициент соотношения прибыли до налогообложения и краткосрочных обязательств;
- рентабельность собственного капитала;
- рентабельность затрат на проданную (произведенную) продукцию, рассчитанная исходя из чистой прибыли;
- коэффициент загрузки активов;

- коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами;
- коэффициент менеджмента;
- рентабельность собственного капитала, рассчитанная исходя из прибыли до налогообложения;
- коэффициент структуры капитала (леверидж);
- коэффициент рентабельности;
- коэффициент эффективности;
- коэффициент оборачиваемости совокупного капитала [17; 18].

Данные показатели были отобраны на основании существующих моделей прогнозирования банкротства.

Методология. Существует множество методов прогнозирования. Однако для решения вопроса прогнозирования банкротства необходимо использовать модели, которые смогут принимать в качестве результирующего показательно бинарное значение: банкрот — 1, не банкрот — 0. Иначе говоря, модели, которые ставят перед собой цель определения категории объекта.

В данной работе будут использоваться ансамблевые алгоритмы, потому что это контролируемые методы, которые комбинируют прогнозы из двух и более алгоритмов машинного обучения для получения более точных результатов. Более того, данные алгоритмы объясняют неявные связи между факторами, которые та же регрессия выявить не может.

Существуют три основных вида ансамблевых методов: стекинг, беггинг, бустинг. Стекинг при обучении модели использует разные алгоритмы на одних и тех же данных — это, например, регрессия. Беггинг обучает алгоритм несколько раз на разных выборках — это, например, случайный лес. Бустинг обучает алгоритмы последовательно, каждый следующий исправляет ошибки предыдущего, т. е. в каждую новую выборку входят данные, в которых метод ошибся в прошлой выборке, — это, например, *gradient boosted trees*.

Методология исследования будет заключаться в сравнении качества полученных моделей по указанным методам. Перед нами стоит задача узнать, какой из трех методов показывает наибольшую точность и полноту предсказания. Алгоритм построения модели представлен на рисунке.

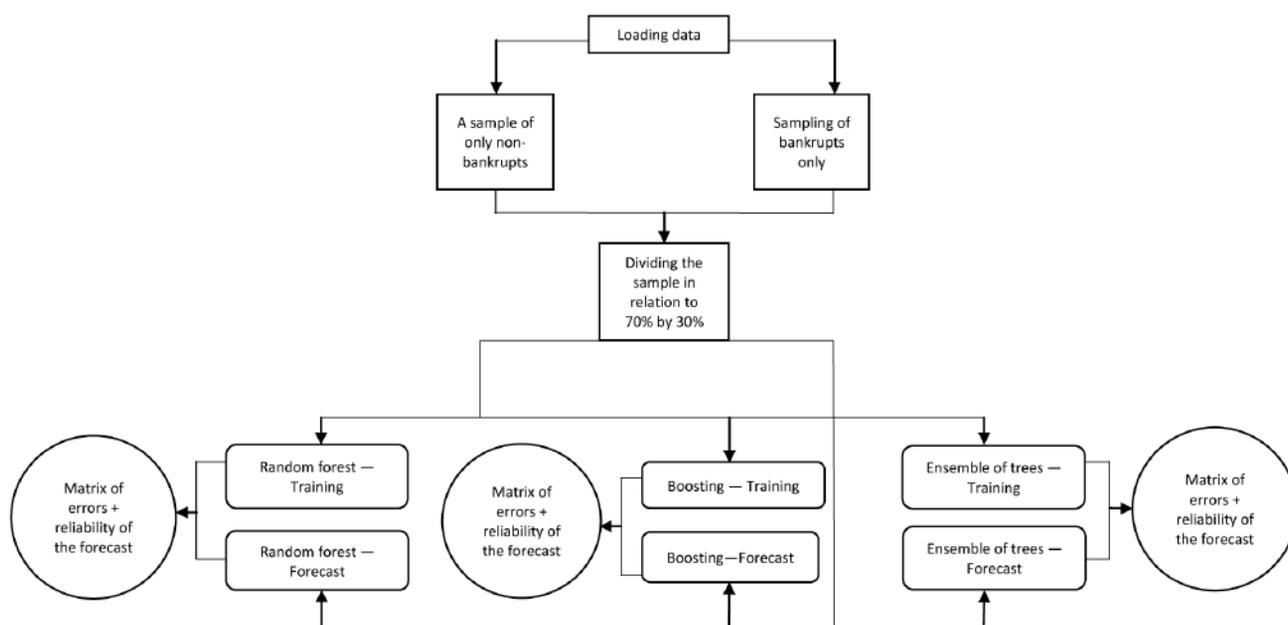


Рис. Алгоритм построения модели прогнозирования банкротства

В программе строится модель для прогнозирования банкротства. Реализуются три метода ансамблевого машинного обучения — *Random Forest*, *Gradient Boosted Trees*, *Tree Ensemble*. Деление выборки на тренировочную и тестовую происходит в соотношении 70 на 30 %.

Метод 1 — *Random Forest*. Его базовой единицей является дерево решений, а совокупность методов обучения, которая возвращает классификационные или регрессионные деревья, принято обозначать *CART (classification and regression trees)*. Метод строится на основе серии вопросов о входных данных с ответом да/нет. Основная задача таких вопросов (их также называют разделителями узлов) — определить, к какому классу относится объект. Использование *CART* предполагает составление таких вопросов, чтобы ответы на них привели к снижению вероятности ошибочной классификации (распределению) объекта, т. е. к уменьшению загрязнения Джини (*Gini Impurity*).

В *KNIME* для метода *Random Forest* можно задать критерии измерения качества, по которым будет происходить разделение. Это *Information gain ratio*, *Gain Ratio* и *Gini Index*.

Однако прежде, чем дать определение каждому критерию, стоит сформировать понятие информационной энтропии. Строго говоря, это показатель разрозненности выборки, т. е. он говорит о том, насколько в выборке превалирует количество объектов одного класса над другим. Выборка, состоящая полностью из банкротов, имела бы абсолютно низкую энтропию, равную 0, а если в выборке банкроты занимают одни 50 %, а не банкроты — другие 50 %, то энтропия такой выборки будет самой высокой (=1). Соответственно, и сложность прогноза возрастает с увеличением информационной энтропии. Далее представлено формула, по которой можно вычислить информационную энтропию:

$$H = -(\sum P_i \times \log_2 P_i), \quad (1)$$

где P_i — это доля класса i в наборе данных.

Таким образом, H — информационная энтропия выборки исследования, где $P_i = 0,5$, равна 1.

Information gain ratio — коэффициент усиления информации. Основная идея такова: чем ниже информационная энтропия после разделения выборки с помощью вопроса с ответом да/нет, тем выше данный коэффициент. Главный недостаток данного критерия заключается в том, что разделение делит выборку на подмножество с минимальной энтропией, из-за чего получаешься, что подмножество состоит из одного объекта.

Чтобы исключить описанное выше несовершенство модели, был разработан *Gain Ratio* — коэффициент усиления. Он призван снизить отклонение *Information Gain* для сильно ветвящихся прогнозов путем введения нормализующего показателя — внутренней информации. Формула внутренней информации имеет следующий вид:

$$I = -(\sum |D_j| / |D| \times \log_2 |D_j| / |D|). \quad (2)$$

Для данной выборки внутренняя информация = 0,25678. Коэффициент усиления равен:

$$Gain Ratio = Information gain / Intrinsic Information. \quad (3)$$

Соответственно, *Gain Ratio* для данной выборки = $1 / 0,25678 = 3,89$.

Тот фактор, что дает наибольший *Gain Ratio*, выбирается в качестве вопроса для разделяющего узла в дереве решений.

Третий коэффициент — это *Gini Index* — индекс Джини. Начальное предназначение данного индекса заключается в определении уровня неравенства в доходах и благосостоянии населения. Но сейчас он адаптирован и применяется для оптимизации разделения. Рассчитывается он по формуле:

$$Gini = 1 - (\sum P_i^2). \quad (4)$$

Для данных исследования индекс Джини = 0,5. Его применение аналогично применению *Gain Ratio*.

Метод 2 — *Gradient Boosted Trees (GBT)* — этот метод использует деревья решений для создания ансамбля моделей. Он работает путем построения последовательности моделей, каждая из которых корректирует ошибки предыдущей модели. В *GBT* каждое новое дерево строится на основе ошибок предыдущей модели. Алгоритм *GBT* использует градиентный спуск (метод нахождения локального минимума или максимума функции с помощью движения вдоль градиента) для оптимизации функции потерь и уменьшения ошибки предсказания.

Метод 3 — *Tree Ensemble* — это метод, который объединяет несколько деревьев решений в одну модель. Каждое дерево решений в ансамбле строится независимо от других деревьев и предсказывает результат, который затем объединяется в единую модель. Существует несколько способов объединения результатов деревьев, например голосование большинства и среднее значение.

Преимущества ансамблевых методов машинного обучения заключаются в том, что они могут улучшить точность предсказаний и уменьшить переобучение. Они также могут обрабатывать большие объемы данных и работать с различными типами переменных. Однако ансамблевые методы машинного обучения могут быть медленными в обучении и требуют большего количества вычислительных ресурсов, чем одиночные модели. Кроме того, они могут быть менее интерпретируемыми, чем отдельные модели, поскольку они объединяют несколько моделей в одну.

Результаты. Модель прогнозирования банкротства включает в себя реализацию трех методов:

Случайный лес (*Random Forest*),

Деревья с увеличением градиента/угла наклона (*Gradient Boosted Trees*),

Ансамбль деревьев (*Tree Ensemble*).

Метод 1 — Случайный лес (*Random Forest*). Матрица ошибок для данного метода представлена в табл. 1, статистика по его результатам — в табл. 2.

Таблица 1

Матрица ошибок для метода 1

| Фактические ошибки | Предсказанные ошибки | |
|--------------------|----------------------|---|
| | 1 | 0 |
| 1 | 9 | 1 |
| 0 | 0 | 4 |

Для анализа качества полученного прогноза используются две метрики — *precision* и *recall*, т. е. точность и полнота соответственно:

$$Precision = True Positives / (True Positives + False Positives). \quad (5)$$

Это та часть компаний, которую модель отнесла к категории банкротов, притом что данные компании действительно являются банкротами:

$$Recall = True\ Positives / (True\ Positives + False\ Negatives).(6)$$

Доля компаний-банкротов из всех компаний-банкротов, которую смогла определить модель, представлена в табл. 3. Наилучший результат показали критерии качества — *Information Gain Ratio* и *Gini Index*, потому что у них самая высокая точность предсказания банкротов, что и является целью модели.

Таблица 2

Статистика по результатам метода 1

| Отношение к банкротству | Показатели | | | | | | | |
|-------------------------|------------|----|----|----|--------|-----------|-----------|----------|
| | TP | FP | TN | FN | Recall | Precision | F-measure | Accuracy |
| 1 | 9 | 0 | 4 | 1 | 0,9 | 1 | 0,947 | |
| 0 | 4 | 1 | 9 | 0 | 1 | 0,8 | 0,889 | |
| Overall | | | | | | | | 0,929 |

Таблица 3

Результаты метода 1 по каждому из трех критериев качества, %

| Критерий | Общая ошибка (error) | Достоверность модели (accuracy) | Точность (precision) предсказания | | Полнота (recall) предсказания | |
|------------------------|----------------------|---------------------------------|-----------------------------------|--------------|-------------------------------|--------------|
| | | | банкротов | не банкротов | банкротов | не банкротов |
| Information Gain | 14,286 | 85,714 | 90 | 75 | 90 | 75 |
| Information Gain Ratio | 7,143 | 92,857 | 100 | 80 | 90 | 100 |
| Gini Index | 7,143 | 92,857 | 100 | 80 | 90 | 100 |

Метод 2 — *Gradient Boosted Trees*. Матрица ошибок для данного метода представлена в табл. 4.

Общая ошибка модели составила 7,143 %, достоверность модели — 92,857 %, точность прогноза компаний-банкротов — 100 %, не банкротов — 80 %, полнота прогноза банкротов — 90 %, не банкротов — 100 %.

Модель 3 — *Tree Ensemble*. Матрица ошибок для данного метода представлена в табл. 5.

Таблица 4

Матрица ошибок для метода 2

| Фактические ошибки | Предсказанные ошибки | |
|--------------------|----------------------|---|
| | 1 | 0 |
| 1 | 9 | 1 |
| 0 | 0 | 4 |

Таблица 5

Матрица ошибок для метода 3

| Фактические ошибки | Предсказанные ошибки | |
|--------------------|----------------------|---|
| | 1 | 0 |
| 1 | 9 | 1 |
| 0 | 1 | 3 |

Общая ошибка модели составила 14,286 %, достоверность модели — 85,714 %, точность прогноза компаний-банкротов — 90 %, не банкротов — 75 %, полнота прогноза банкротов — 90%, не банкротов — 75 %.

Таким образом, для целей прогнозирования банкротства компании наиболее применимы первая и вторая модели — *Random Forest*, *Gradient Boosted Trees*. Наглядно результаты были представлены в табл. 3.

Для понимания специфики модели необходимо установить общие признаки у компаний, которые модель ошибочно отнесла не к той категории, т. е. к компаниям, которые являются банкротами, но которые моделью были представлены как не банкроты, и наоборот, компании, не являющи-

еся банкротами, которые моделью были представлены банкротами (далее — компании-ошибки).

Компании-ошибки модели 1. Компания, ошибочно представленная не банкротом, — ООО ТК А-МЕТ. Сравнение ее показателей с показателями других компаний из выборки показало, что у нее самая высокая рентабельность активов, рассчитанная исходя из прибыли до уплаты процентов и налогов, рентабельность активов, рассчитанная исходя из прибыли от продаж, рентабельность собственного капитала и самый высокий коэффициент рентабельности из всех компаний банкротов в выборке. Это говорит о том, что такие значения показателей в рамках данной модели являются факторами отнесения компании к категории «не банкрот».

Компании-ошибки модели 2. Компания, ошибочно представленная не банкротом, — ООО 4Ф. У данной компании большая доля чистого оборотного капитала в активах относительно других компаний из выборки. Данный факт свидетельствует о том, что в рамках данной модели большая доля чистого оборотного капитала в активах является фактором определения компании к категории «не банкрот».

Компании-ошибки модели 3. Компания, ошибочно представленная банкротом, — ООО «82 РЕГИОН». У нее относительно других компаний из выборки высокая рентабельность собственного капитала, рассчитанная исходя из прибыли до налогообложения, рентабельность собственного капитала, рассчитанная исходя из прибыли до налогообложения, и высокий коэффициент оборачиваемости совокупного капитала. Значит, данные значения указанных факторов в рамках данной модели свидетельствуют о высокой вероятности банкротства компании Компания, ошибочно представленная не банкротом, — ООО ТК А-МЕТ. О значениях показателей данной компании было указано в описании компаний ошибок модели 1.

Альтернативные результаты

В качестве эксперимента и проверки качества модели прогнозирования банкротства была увеличена начальная выборка 42 случайных торговых предприятий на 132 компании строительной отрасли. Новые компании также

отбирались случайным образом, исходя из соответствия кодов ОКВЭД сфере строительства. Альтернативная выборка составила 174 компании, из которых 87 банкротств

и 87 —банкротами не являющихся. Так, диапазон входных данных был увеличен за счет включения компаний строительной отрасли (табл. 6).

Таблица 6

Альтернативные результаты реализации трех методов прогнозирования банкротства, %

| Модель | Общая ошибка (error) | Достоверность модели (accuracy) | Точность (precision) предсказания | | Полнота (recall) предсказания | |
|------------------------|----------------------|---------------------------------|-----------------------------------|--------------|-------------------------------|--------------|
| | | | банкротов | не банкротов | банкротов | не банкротов |
| Random Forest | 81,818 | 18,182 | 84,4 | 75 | 90 | 64,3 |
| Gradient Boosted Trees | 79,545 | 20,455 | 83,9 | 69,2 | 86,7 | 64,3 |
| Tree Ensemble | 77,273 | 22,727 | 81,2 | 66,7 | 86,7 | 57,1 |

Как видно из табл. 6, все критерии качества прогноза снизились по сравнению с первоначальными. Это связано с тем, что у строительных компаний есть своя уникальная специфика, которая не в полной мере коррелирует с торговыми компаниями широкого профиля. Данный эксперимент показывает, что модели прогнозирования банкротства должны строиться с учетом отраслевой специфики. И чем детальнее эта специфика отражена в факторах влияния, тем выше качество прогноза.

Обсуждение

Полученные результаты в значительной степени подтверждают тезисы, представленные в обзоре литературы. Ансамблевые методы прогнозирования вероятности банкротства действительно демонстрируют высокую точность и качество модели, что согласуется с позицией автора работ [2; 3]. Это говорит о том, что ансамблевые методы могут быть эффективным инструментом для прогнозирования вероятности банкротства российских торговых предприятий. Однако также необходимо учитывать ограничения, связанные с применением методов ансамбля, такие как необходимость большого объема входных данных и высокие требования к вычислительной мощности.

Несмотря на то, что методы ансамблевого прогнозирования обладают многими преимуществами, такими как повышенная точность и надежность, они также имеют свои ограничения:

1. *Сложность интерпретации*: как правило, чем больше моделей используется в ансамбле, тем сложнее интерпретировать результаты прогнозирования. Это связано с тем, что каждая модель может учитывать разные аспекты данных и принимать разные решения, что затрудняет объяснение конечных результатов.

2. *Дорогостоящее хранилище моделей*: когда требуется обучить большое количество моделей, хранение всех этих моделей может стать проблемой. Это особенно верно для больших наборов данных, где каждая модель может занимать значительный объем памяти.

3. *Сложность выбора оптимального ансамбля*: для получения наилучшего прогноза необходимо выбрать оптимальный набор моделей и их весовые коэффициенты. Это может быть сложным процессом, требующим экспериментов и тестирования различных комбинаций моделей.

4. *Необходимость постоянного обновления*: поскольку данные постоянно меняются, набор моделей нуждается в постоянном обновлении и переподготовке для обеспечения высококачественных прогнозов.

5. *Потребность в больших вычислительных ресурсах*: обучение и использование набора моделей требует значи-

тельных вычислительных ресурсов, что может быть проблемой для небольших компаний или на персональных компьютерах.

В целом методы коллективного прогнозирования остаются эффективным инструментом повышения качества прогнозирования, но их использование должно оцениваться с учетом конкретных условий. Важно понимать, что эти методы не могут гарантировать максимально точных прогнозов, но могут значительно улучшить качество прогнозирования, особенно в случаях, когда данные содержат шум.

Тем не менее, как заявили авторы [4; 10; 19], качество и точность модели можно было бы улучшить, включив в выборку внешние влияющие факторы. Таким образом, результат исследования стал бы более объективным. Этот подход мог бы стать рекомендацией для дальнейших направлений исследований.

Более того, на практике была подтверждена важность учета отраслевой специфики при построении моделей прогнозирования банкротства российских компаний. Авторами [1; 6; 10; 20] отмечается, что для достижения более высокой точности необходимо построить модель с учетом факторов, оказывающих наибольшее влияние на исследуемую отрасль. В этой статье показано, что добавление компаний строительной отрасли в выборку, состоящую только из торговых компаний, приводит к тому, что точность и надежность модели падает.

Нами были установлены наиболее точные методы прогнозирования банкротства предприятий сферы торговли. *Random Forest*, *Gradient Boosted Trees* показали наилучшие результаты по показателям точности и полноты.

Таким образом, модель прогнозирования вероятности банкротства торговых компаний может быть использована на практике для кредитных учреждений, инвесторов или государства, например, как один из этапов кредитного скоринга. Автоматизированные системы расчета способны ускорить процесс обработки информации и снизить влияние человеческого фактора за счет отсутствия подверженности влиянию внешних факторов. Внедрение модели прогнозирования банкротства торговых предприятий в бизнес-процессы заинтересованных компаний позволит снизить риски невозврата заемных средств.

Заключение

Таким образом, в данной статье были рассмотрены три ансамблевых метода прогнозирования банкротства российских торговых предприятий: *Случайный лес*, *Деревья с градиентным усилением* и *Ансамбль деревьев*. Описана специфика ансамблевых методов в целом. Она заключается в том, что эти методы способны находить специфические

и нелинейные взаимосвязи между объектами. *Случайный лес* и *Деревья с градиентным усилением* показали наилучшие результаты по критериям точности, полноты и надежности. Надежность составила 92,9 %.

Когда в выборку были добавлены компании строительной отрасли, качество модели упало, а максимальная надежность составила 81,8 % для метода *Случайного леса*. Это связано с тем, что каждая отрасль обладает уникальной спецификой, это отражается на факторах влияния. Следовательно, для достижения наилучшего результата для модели прогнозирования банкротства необходимо выбрать соответствующие факторы для каждой отрасли. Составление обучающей и результирующей выборок из данных компаний разных сфер деятельности не способно обеспечить высоко качества модели. Только определение персональных факторов влияние на вероятность банкротства компаний интересующей сферы позволит добиться высокой точности и полноты предсказания.

Поскольку модели 1 и 2, *Случайный лес* и *Деревья с усилением градиента*, оказались наиболее эффективными, важно описать их особенности. Согласно модели *Случайного леса*, все российские компании не являются банкротами, имеют высокую рентабельность активов, капитала и высокие показатели прибыльности. Модель *Градиентных деревьев* классифицирует компании с высоким процентом оборотного капитала как не обанкротившиеся.

В результате проведенного исследования была построена модель прогнозирования банкротства российских торговых предприятий, которая обладает высокой надежностью — 93 %. Более того, эта модель обладает 100 % точностью прогнозирования банкротства, что актуально для целей оценки финансового благополучия компаний.

Полученная модель может быть использована кредитными организациями, включая банки, государство, инвесторов. С ее помощью можно будет добиваться более взвешенных и объективных финансовых решений.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

- Zelenkov Y., Fedorova E., Chektrizov D. Two-step classification method based on genetic algorithm for bankruptcy forecasting // *Expert Systems with Applications*. 2017. Vol. 88. Pp. 393—401. DOI: 10.1016/j.eswa.2017.07.025.
- du Jardin P. Failure pattern-based ensembles applied to bankruptcy forecasting // *Decision Support Systems*. 2018. Vol. 107. Pp. 64—77. DOI: 10.1016/j.dss.2018.01.003.
- du Jardin P. Forecasting corporate failure using ensemble of self-organizing neural networks // *European Journal of Operational Research*. 2021. Vol. 288. Iss. 3. Pp. 869—885. DOI: 10.1016/j.ejor.2020.06.020.
- Qu Y., Quan P., Lei M., Shi Y. Review of bankruptcy prediction using machine learning and deep learning techniques // *Procedia Computer Science*. 2019. Vol. 162. Pp. 895—899. DOI: 10.1016/j.procs.2019.12.065.
- Alfaro E., García N., Gámez M., Elizondo D. Bankruptcy forecasting: An empirical comparison of AdaBoost and neural networks // *Decision Support Systems*. 2008. Vol. 45. Iss. 1. Pp. 110—122. DOI: 10.1016/j.dss.2007.12.002.
- Войко А. В. Моделирование вероятности банкротства строительных организаций в Российской Федерации // *Финансы: теория и практика*. 2019. Т. 23. № 5. С. 62—74. DOI: 10.26794/2587-5671-2019-23-5-62-74.
- Collins R. A., Green R. D. Statistical methods for bankruptcy forecasting // *Journal of Economics and Business*. 1982. Vol. 34. Iss. 4. Pp. 349—354.
- Fletcher D., Goss E. Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data // *Information & Management*. 1993. Vol. 24. Iss. 3. Pp. 159—167.
- Фёдорова Е. А., Гиленко Е. В., Довженко С. Е. Модели прогнозирования банкротства: особенности российских предприятий // *Проблемы прогнозирования*. 2013. № 2. С. 85—92.
- du Jardin P. Forecasting bankruptcy using biclustering and neural network-based ensembles // *Annals of Operations Research*. 2021. Vol. 299. Iss. 1—2. Pp. 531—566. DOI: 10.1007/s10479-019-03283-2.
- A fast and accurate approach for bankruptcy forecasting using squared logistics loss with GPU-based extreme gradient boosting / T. Le, B. Vo, H. Fujita et al. // *Information Sciences*. 2019. Vol. 494. Pp. 294—310. DOI: 10.1016/j.ins.2019.04.060.
- Zięba M., Tomczak S. K., Tomczak J. M. Ensemble boosted trees with synthetic features generation in application to bankruptcy prediction // *Expert Systems with Applications*. 2016. Vol. 58. Pp. 93—101. DOI: 10.1016/j.eswa.2016.04.001.
- Lukason O., Laitinen E. K. Firm failure processes and components of failure risk: An analysis of European bankrupt firms // *Journal of Business Research*. 2019. Vol. 98. Pp. 380—390. DOI: 10.1016/j.jbusres.2018.06.025.
- García V., Marques A. I., Sánchez J. S. Exploring the synergetic effects of sample types on the performance of ensembles for credit risk and corporate bankruptcy prediction // *Information Fusion*. 2019. Vol. 47. Pp. 88—101. DOI: 10.1016/j.inffus.2018.07.004.
- Сорокин В. И., Родионов Д. Г., Конников Е. А. Влияние внешней среды на частные инвестиции в России // *Экономические науки*. 2023. № 218. С. 110—122. DOI: 10.14451/1.218.252.
- Родионов Д. Г., Пашинина П. А., Конников Е. А. Квантификаторы информационной среды финансового рынка // *Экономические науки*. 2022. № 211. С. 125—128. DOI: 10.14451/1.211.125.
- Чекуров С. Ю., Капцова О. А. К вопросу о методиках оценки вероятности банкротства предпринимательских структур // *Вестник Национального института бизнеса*. 2018. № 35. С. 204—212.
- Безвезюк К. В., Решетов К. Ю. Сравнение зарубежных методов оценки финансовой несостоятельности (банкротства) организации // *Экономика и предпринимательство*. 2016. № 12-1. С. 564—571.
- Родионов Д. Г., Шадров К. С., Конников Е. А. Моделирование стоимостных характеристик криптовалют на основе квантификации информационной среды // *Экономические науки*. 2021. № 205. С. 116—130. DOI: 10.14451/1.205.116.
- Трансформация экологической среды социально-экономических систем под воздействием факторов информационной среды / Д. Г. Родионов, Е. А. Короткова, Д. А. Крыжко и др. // *Экономические науки*. 2021. № 201. С. 98—111. DOI: 10.14451/1.201.98.

REFERENCES

1. Zelenkov Y., Fedorova E., Chekizov D. Two-step classification method based on genetic algorithm for bankruptcy forecasting. *Expert Systems with Applications*. 2017;88:393—401. DOI: 10.1016/j.eswa.2017.07.025.
2. du Jardin P. Failure pattern-based ensembles applied to bankruptcy forecasting. *Decision Support Systems*. 2018;107:64—77. DOI: 10.1016/j.dss.2018.01.003.
3. du Jardin P. Forecasting corporate failure using ensemble of self-organizing neural networks. *European Journal of Operational Research*. 2021;288(3):869—885. DOI: 10.1016/j.ejor.2020.06.020.
4. Qu Y., Quan P., Lei M., Shi Y. Review of bankruptcy prediction using machine learning and deep learning techniques. *Procedia Computer Science*. 2019;162:895—899. DOI: 10.1016/j.procs.2019.12.065.
5. Alfaro E., García N., Gámez M., Elizondo D. Bankruptcy forecasting: An empirical comparison of AdaBoost and neural networks. *Decision Support Systems*. 2008;45(1):110—122. DOI: 10.1016/j.dss.2007.12.002.
6. Voiko A. V. Bankruptcy Prediction Models for Construction Companies in the Russian Federation. *Finance: Theory and Practice*. 2019; 23(5): 62—74. DOI: 10.26794/2587-5671-2019-23-5-62-74.
7. Collins R. A., Green R. D. Statistical methods for bankruptcy forecasting. *Journal of Economics and Business*. 1982;34(4):349—354.
8. Fletcher D., Goss E. Forecasting with neural networks: an application using bankruptcy data. *Information & Management*. 1993;24(3):159—167.
9. Fedorova E. A., Gilenko E. V., Dovzhenko S. E. Bankruptcy forecasting models: features of Russian enterprises. *Problemy prognozirovaniya = Forecasting problems*. 2013;2:85—92. (In Russ.)
10. du Jardin P. Forecasting bankruptcy using biclustering and neural network-based ensembles. *Annals of Operations Research*. 2021;299(1—2):531—566. DOI: 10.1007/s10479-019-03283-2.
11. Le T., Vo B., Fujita H. et al. A fast and accurate approach for bankruptcy forecasting using squared logistics loss with GPU-based extreme gradient boosting. *Information Sciences*. 2019;494:294—310. DOI: 10.1016/j.ins.2019.04.060.
12. Zięba M., Tomczak S. K., Tomczak J. M. Ensemble boosted trees with synthetic features generation in application to bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*. 2016;58:93—101. DOI: 10.1016/j.eswa.2016.04.001.
13. Lukason O., Laitinen E. K. Firm failure processes and components of failure risk: An analysis of European bankrupt firms. *Journal of Business Research*. 2019;98:380—390. DOI: 10.1016/j.jbusres.2018.06.025.
14. García V., Marques A. I., Sánchez J. S. Exploring the synergetic effects of sample types on the performance of ensembles for credit risk and corporate bankruptcy prediction. *Information Fusion*. 2019;47:88—101. DOI: 10.1016/j.inffus.2018.07.004.
15. Sorokin V. I., Rodionov D. G., Konnikov E. A. External environment impact on private investment in Russia. *Ekonomicheskie nauki = Economic Sciences*. 2023;218:110—122. (In Russ.) DOI: 10.14451/1.218.252.
16. Rodionov D. G., Pashinina P. A., Konnikov E. A. Quantifiers of the financial market information environment. *Ekonomicheskie nauki = Economic Sciences*. 2022;211:125—128. (In Russ.) DOI: 10.14451/1.211.125.
17. Chekurov S. Yu., Kaptsova O. A. To the question of methods for assessing the probability of bankruptcy of entrepreneurial structures. *Vestnik Natsional'nogo instituta biznesa = Bulletin of the National Institute of Business*. 2018;35:204—212. (In Russ.)
18. Bezveznyuk K. V., Reshetov K. Yu. Comparison of foreign methods for assessing the financial insolvency (bankruptcy) of an organization. *Ekonomika i predprinimatel'stvo = Economics and Entrepreneurship*. 2016;12-1:564—571. (In Russ.)
19. Rodionov D. G., Shadrov K. S., Konnikov E. A. Modeling the value characteristics of cryptocurrencies based on the quantification of the information environment. *Ekonomicheskie nauki = Economic Sciences*. 2021;205:116—130. (In Russ.) DOI: 10.14451/1.205.116.
20. Rodionov D. G., Korotkova E. A., Kryzhko D. A. et al. Transformation of ecological environment of socio-economic systems under the influence of information environment factors. *Ekonomicheskie nauki = Economic Sciences*. 2021;201:98—111. (In Russ.) DOI: 10.14451/1.201.98.

Статья поступила в редакцию 10.06.2023; одобрена после рецензирования 10.09.2023; принята к публикации 05.10.2023.
The article was submitted 10.06.2023; approved after reviewing 10.09.2023; accepted for publication 05.10.2023.