

Научная статья

<https://doi.org/10.21202/2782-2923.2024.1.70-87>

УДК 330.4:519:336.7:658.155(470+571)

JEL: C1, C4, C53, G21, G33, H12

Д. Ф. Закирова¹

¹ Санкт-Петербургский государственный технологический институт (технический университет),
г. Санкт-Петербург, Россия

Исследование вопросов прогнозирования вероятности дефолта кредитных организаций в Российской Федерации

Закирова Диляра Фарировна, кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры «Менеджмент», Санкт-Петербургский государственный технологический институт (технический университет)

E-mail: ZakirovaDF@gtifem.ru

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-7706-0074>

Web of Science Researcher ID: <http://www.researcherid.com/rid/B-2971-2018>

eLIBRARY ID: SPIN-код: 3569-5186

Аннотация

Цель: формирование модели прогнозирования неисполнения кредитными организациями своих обязательств в современных условиях функционирования банковского сектора.

Методы: одномерный дисперсионный анализ, регрессионный анализ моделей бинарного выбора.

Результаты: устойчивость банковской системы в современной экономике во многом оказывает влияние не только на финансовый сектор, но и экономический, инвестиционный климат в стране. Понимание степени влияния банков на состояние экономики обуславливает необходимость формирования соответствующих эффективных систем прогнозирования, позволяющих выявлять проблемные банки до того момента, когда возникнет необходимость отзыва у них лицензии. Существующая методика Банка России характеризуется субъективизмом и неточностью оценки. Анализ исследований по тематике прогнозирования дефолта банков показал наличие разнообразных подходов к методике оценки вероятности банкротства кредитных организаций, вместе с тем имеющих ряд недостатков. На основе выбора ключевых факторов, влияющих на финансовую устойчивость банка, сформирована модель логистической регрессии по прогнозированию банкротства банков. Предложенная в настоящей статье методика включает в себя пять предикторов, выделенных на основе усовершенствованной методики отбора переменных для логит-регрессии, и дополняет существующие методики.

Научная новизна: разработана методика для оценки вероятности банкротства коммерческих банков в Российской Федерации, которая включает в себя пять предикторов, являющихся ключевыми при оценке финансовой устойчивости банка: рентабельность активов, удельный вес ликвидных активов в валюте баланса, удельный вес кредитного портфеля в валюте баланса, доля кредитов реальному сектору в валюте баланса, доля долгосрочных размещений в кредитном портфеле. Логистическая регрессионная модель бинарного выбора, предложенная в работе, позволяет ограничивать финансово устойчивые кредитные организации от проблемных банков с горизонтом прогнозирования в пять месяцев и классификационной точностью 88,33 %.

Практическая значимость: сравнительно высокая классификационная точность полученной модели допускает возможность ее использования как Банком России при контроле за функционированием кредитных организаций, так и непосредственно руководством кредитной организации для оценки финансовой устойчивости организации и прогнозирования вероятности ее дефолта, а также при формировании стратегии развития банка.

Ключевые слова:

региональная и отраслевая экономика, банковская система, логистическая регрессионная модель, банкротство, показатели финансовой устойчивости кредитной организации, система прогнозирования вероятности дефолта банка

Статья находится в открытом доступе в соответствии с Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>), предусматривающем некоммерческое использование, распространение и воспроизводство на любом носителе при условии упоминания оригинала статьи.

© Закирова Д. Ф., 2024

Как цитировать статью: Закирова, Д. Ф. (2024). Исследование вопросов прогнозирования вероятности дефолта кредитных организаций в Российской Федерации. *Russian Journal of Economics and Law*, 18(1), 70–87. <https://doi.org/10.21202/2782-2923.2024.1.70-87>

Scientific article

D. F. Zakirova¹

¹ Saint Petersburg State Institute of Technology (Technical University), Saint Petersburg, Russia

On predicting the probability of default of credit organizations in the Russian Federation

Dilyara F. Zakirova, Cand. Sci. (Economics), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Management, Saint Petersburg State Institute of Technology (Technical University)

E-mail: ZakirovaDF@gtifem.ru

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-7706-0074>

Web of Science Researcher ID: <http://www.researcherid.com/rid/B-2971-2018>

eLIBRARY ID: SPIN-code: 3569-5186

Abstract

Objective: to form a model for predicting the default of credit organizations under the modern conditions of the banking sector functioning.

Methods: unidimensional analysis of variance, regression analysis of binary choice models.

Results: in the modern economy, the banking system stability largely affects not only the financial sector, but also the economic and investment climate in the country. Understanding of the banks' influence on the economy necessitates the formation of appropriate effective forecasting systems that allow identifying problem banks before revoking their licenses is necessary. The existing methodology of the Bank of Russia is characterized by subjectivity and inaccuracy of assessment. The analysis of studies on predicting bank defaults showed various approaches to the methodology of assessing the probability of credit institutions' bankruptcy, though they have a number of shortcomings. Based on the selection of key factors affecting the bank's financial stability, the logistic regression model for predicting bankruptcy of banks was formed. The methodology proposed in this article includes five predictors, selected on the basis of the improved methodology for selecting logit regression variables, and complements the existing methodologies.

Scientific novelty: a methodology for assessing the probability of commercial banks' bankruptcy in the Russian Federation was developed, which includes five key predictors for assessing the bank's financial stability: return on assets, unit weight of liquid assets in the balance sheet currency, unit weight of the loan portfolio in the balance sheet currency, share of loans to the real sector in the balance sheet currency, and share of long-term placements in the loan portfolio. The logistic regression model of binary choice proposed in the paper allows distinguishing financially stable credit organizations from problem banks with a forecasting horizon of five months and a classification accuracy of 88,33 %.

Practical significance: the relatively high classification accuracy of the model allows its use by the Bank of Russia in controlling the credit organizations functioning, as well as directly by the credit organization's management, in order to assess the organization's financial stability and to predict the default probability, as well as to form the bank's development strategy.

Keywords:

regional and branch economics, banking system, logistic regression model, bankruptcy, indicators of financial stability of a credit organization, the system of forecasting the probability of bank's default

The article is in Open Access in compliance with Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>), stipulating non-commercial use, distribution and reproduction on any media, on condition of mentioning the article original.

For citation: Zakirova, D. F. (2023). On predicting the probability of default of credit organizations in the Russian Federation. *Russian Journal of Economics and Law*, 18(1), 70–87. (In Russ.). <https://doi.org/10.21202/2782-2923.2024.1.70-87>

Введение

В настоящее время банковский сектор представляет собой один из важнейших элементов рыночной экономики. Развитая и конкурентоспособная банковская система оказывает непосредственное влияние на то, будет ли экономика страны эффективна. Банковская система управляет системой платежей и расчетов, обеспечивает распределение денежных средств, осуществляет монетарную политику. Тем не менее любая кредитная организация – это сложный механизм, подверженный ряду «заболеваний», следствием которых может стать ее ликвидация. Несомненно, банкротство кредитных организаций может рассматриваться как естественный процесс, позволяющий очистить рынок от неэффективных структур. Однако необходимо учитывать важность данного института для экономики страны, а также понимать, что банкротство оказывает значительное негативное влияние не только на кредитную организацию, ее клиентов и контрагентов, но и опосредованно на экономический, инвестиционный, социальный и политический климат в регионе или стране. Данный факт подтверждается тем, что последствия финансовых кризисов, произошедших за последнее десятилетие, в значительной степени затрагивали всю глобальную экономику.

Кроме того, отметим, усугубление макроэкономической ситуации функционирования банковского сектора Российской Федерации, обусловленное влиянием экономических санкций, ростом дефицита бюджета, обусловленного геополитической ситуацией в мире и значительным увеличением расходов госбюджета в рамках «военного бюджета», ростом ключевой ставки Банка России с 4,25 % по состоянию на 27.07.2020 до 13 % по состоянию на 22.09.2023¹, что не могло не сказаться на финансовой устойчивости российских кредитных организаций. Финансовый результат банковского сектора в 2022 г. сократился в восемь раз по сравнению с 2020 г. и в 12 раз по сравнению с 2021 г. и составил 0,2 трлн руб., и, как отмечают в самом Центральном Банке России, достаточность капитала банковской отрасли в настоящее время поддерживается мерами Банка России².

Данные обстоятельства обуславливают необходимость формирования соответствующих эффективных систем прогнозирования, позволяющих выявлять проблемные банки до того момента, когда возникнет необходимость отзыва у них лицензии. Эти системы прогнозирования дефолта позволят руководству любой кредитной организации, а также Центральному банку России своевременно принимать меры по их выявлению и оздоровлению, тем самым предотвращая закрытие таких кредитных организаций и развитие новых финансовых кризисов.

На сегодняшний день в связи с существенным влиянием последствий отзыва лицензий тех или иных банков на экономику как всей страны, так и отдельных регионов, динамическим изменением условий функционирования банковского сектора в научных кругах не иссякает обсуждение вопросов прогнозирования вероятности банкротства кредитных организаций, факторов, его обуславливающих, и формирования стратегий развития банков по предупреждению банкротства. Среди них следует отметить работы американских (Kahn & Papanikolaou, 2013; Zhao et al., 2009; Kolari et al., 2000; Nagel & Purnanandam, 2020; Jo et al., 2022), европейских (Macedo & Jose, 2019), канадских (Ahangar & Ozturk, 2019), индонезийских (Asfahan & Abdul, 2020) ученых-экономистов, которые в силу различий в нормативно-правовом регулировании и макроэкономических особенностей функционирования банковского сектора в большей степени адекватно отражают картину функционирования зарубежных кредитных организаций, но не применимы для российских банков; некоторые исследования зарубежных специалистов посвящены рассмотрению чисто теоретических вопросов банкротства кредитных организаций (Tyler, 2001; Felita & Wirawan, 2021; Alma et al., 2022), ряд работ акцентируют свое внимание на обосновании применения методик прогнозирования дефолта предприятий к кредитным

¹ Ключевая ставка. https://cbr.ru/hd_base/KeyRate

² Банк России. (2023, январь). О развитии банковского сектора Российской Федерации в декабре 2022 года: информационно-аналитический материал. http://www.cbr.ru/Collection/Collection/File/43685/razv_bs_22_12.pdf

организациям (Калицкая и др., 2022; Салахетдинова, 2021; Винокурова, 2019), что, на наш взгляд, не совсем корректно, поскольку данные методики не учитывают особенности банков как специфических предприятий; отдельные работы посвящены лишь исследованию факторов, обуславливающих риск возникновения дефолта (Закирова, Вафин, 2018; Иванов, Федорова, 2015; Шуба, 2022), либо анализу применяемых на практике существующих методик оценки вероятности банкротства кредитных организаций (Синельникова-Мурылева и др., 2018; Зубарев, Бекирова, 2020), не предлагая тем самым усовершенствованные инструментариумы для прогнозирования, адекватные современным реалиям.

Цель данного исследования – предложить модель прогнозирования дефолта кредитных организаций в современных условиях функционирования банковского сектора. В соответствии с поставленной целью необходимо:

- 1) сформировать выборку проблемных и финансово устойчивых банков для проведения исследования;
- 2) обеспечить сбор финансовых показателей об операционной деятельности включенных в выборку банков, способных оказать негативное влияние на их функционирование.
- 3) осуществить отбор финансовых и иных показателей, влияющих на вероятность банкротства кредитной организации, определить характер этого влияния;
- 4) обосновать спецификацию моделей вероятности дефолта кредитной организации;
- 5) проанализировать полученные модели, оценить их качество и предсказательную способность.

Обзор литературы. Методические рекомендации по мониторингу вероятности банкротства, реализуемые коммерческими банками в соответствии с Указанием Банка России от 11.06.2014 № 3277-У «О методиках оценки финансовой устойчивости в целях признания ее достаточной для участия в системе страхования вкладов»³ и Указанием Банка России № 4336-У от 03.04.2017 «Об оценке экономического положения банков»⁴, основаны на балльной оценке, недостатками которой, как справедливо отмечают М. И. Еримизина и Е. Н. Еримизина (2017), являются субъективизм, отсутствие статистической базы и, как следствие, неточность оценки. В связи с чем все большую значимость в практической деятельности кредитных организаций приобретают математические подходы по прогнозированию дефолта, основанные на статистической обработке информации, среди которых наибольшую популярность получили классификационные модели с дискретным выбором (Аль-Саади, 2021; Богданов, Замятина, 2020; Орешко, Савина, 2019; Чельшев, 2019; Я. А. Клаас, Т. А. Клаас, 2019; Емельянов, Брюхова, 2021; Zakirova et al., 2019; Головань и др., 2003; Каминский и др., 2012; Доронин, Уруджова, 2019; Мартыненко, Терещенко, 2019; Zakirova et al., 2018; Lanine & Vennet, 2006; Бурова, 2021; Богданов, Замятина, 2020; Радионова, Приступина, 2019; Косорукова, Братанов, 2021; Соловьева, 2020). В данных моделях объясняемая переменная может принимать лишь два значения: 0 – кредитная организация является финансово устойчивой, 1 – кредитная организация стала банкротом. Для классификации банков на две категории (банкрот/небанкрот) применяются различные методики, среди которых следует отметить параметрические методы (логит- и пробит-регрессия, дискриминантный анализ, обобщенные линейные модели (*GLM*, *cloglog*), методы интеллектуального анализа (нейронные сети, дерево принятия решений, кластеризация, нечеткая логика, метод *k*-ближайших соседей и т. д.) и т. п. Среди них наибольшее практическое применение в силу высокой точности прогнозирования и простоты использования получили классические параметрические модели (например, логит-регрессия) (Аль-Саади, 2021). Применение логистической регрессии для прогнозирования банкротства кредитных организаций можно встретить как в работах зарубежных (Kahn & Papanikolaou, 2013; Zhao et al., 2009; Kolari et al., 2000; Nagel & Purnanandam, 2020; Jo et al., 2022; Macedo, Jose, 2019; Ahangar & Ozturk, 2019; Asfahan & Abdul, 2020; Tyler, 2001; Felita & Wirawan, 2021; Alma et al., 2022; Аль-Саади, 2021; Lanine & Vennet, 2006; Martin, 1977; Calabrese, & Giudici, 2013), так и отечественных исследователей (Богданов, Замятина, 2020; Орешко, Савина, 2019; Чельшев, 2019; Емельянов, Брюхова, 2021; Zakirova et al., 2019; Головань и др., 2003; Каминский и др., 2012; Доронин, Уруджова, 2019; Мартыненко, Терещенко, 2019; Zakirova et al., 2018; Бурова, 2021; Радионова, Приступина, 2019; Пересецкий, 2013; Головань и др., 2004).

Одним из первых подобных исследований является работа Даниэля Мартина (Martin, 1977), который проанализировал 5 600 банков США, в том числе 23 кредитные организации, обанкротившиеся за период с 1975 по 1976 г. В качестве предикторов, определяющих финансовую устойчивость банка, были выбраны 25 по-

³ Указание Банка России № 3277-У от 11.06. 2014. (2014). <https://base.garant.ru/70710774/>

⁴ Указание Банка России № 4336-У от 03.04.2017. (2017). <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/71582362/>

казателей, которые условно можно объединить в четыре группы: качество активов, доходность, ликвидность, достаточность капитала. Разработанные Даниэлем Мартином модели обладали достаточно высоким уровнем предсказательной способности (90 % случаев верно определили отзыв лицензии), и все группы факторов, за исключением ликвидности, оказывали статистически значимое влияние на наступление банкротства. Данные результаты подтверждаются и более поздними современными исследованиями.

Calabrese и Giudici (2013) отдают предпочтение макроэкономическим факторам, однако используют и широкий спектр внутренних показателей оценки финансового состояния организации.

Применительно к российской практике из наиболее ранних следует выделить исследование G. Lanine и R. Vennet (2006), которое включало в себя статистические данные о 414 российских банках за период с 1991 по 2004 г. по семи показателям: размеру банка, рентабельности активов, ликвидности активов, доле государственных облигаций в активах, достаточности капитала, доле просроченных кредитов в активах, доле всех кредитов и займов в активах. В отличие от предшественников G. Lanine и R. Vennet рассматривали более короткие горизонты прогнозирования вероятности банкротства (3, 6, 9 и 12 месяцев), и полученные модели продемонстрировали неодинаковую прогностическую силу. Наибольшую значимость с точки зрения влияния на финансовое состояние кредитной организации проявили такие предикторы, как качество активов, достаточность капитала, а также показатели ликвидности.

Вопросы прогнозирования вероятности дефолта кредитных организаций освещены и в работах ряда российских ученых-экономистов. Так, А. Карминский с соавт. (2012) разработали методику оценки вероятности дефолта российских банков с отрицательным капиталом. Предлагаемая ими модель является достаточно точной и ориентирована на долгосрочный прогноз.

Интерес представляет и исследование Голованя с соавт. (2003), в котором впервые проведено разделение банков по кластерам. Для каждого кластера была сформирована отдельная модель оценки вероятности банкротства кредитной организации. Данный подход позволил выявить, какие факторы оказывают влияние на отдельный кластер, а какие являются общими для всех групп банков (собственный капитал, резервы, доля ликвидных активов). В исследовании участвовало 1 569 российских банков, по каждому из которых информация собиралась по более 30 независимым предикторам, причем ученые-исследователи сконцентрировали свое внимание на относительных показателях, что позволило нивелировать влияние размера банка на итоговый результат. Статистически значимыми оказались такие показатели, как валюта баланса; собственный капитал; ликвидные активы; депозиты физических лиц; резервы под возможные потери; кредиты нефинансовым организациям; неликвидные активы и основные средства; негосударственные долговые обязательства; вложения в государственные долговые обязательства.

В более поздней работе данных авторов (Головань и др., 2004) были рассмотрены особенности моделирования дефолта кредитных организаций РФ не только на основе внутренних показателей деятельности, но и с учетом макроэкономических и институциональных показателей. Согласно полученным результатам, использование макроэкономических показателей и факторов институциональной среды улучшает статистические характеристики качества модели, а также снижает долю допускаемых ошибок.

В дальнейшем А. А. Пересецкий дополнил данные исследования, выделив группу банков, которые следует исключить из выборки по причине того, что в случае значительного ухудшения финансового положения этих банков они получают государственную поддержку, так как являются системно значимыми банками (Пересецкий, 2013). Однако опыт зарубежных исследований показывает, что крупные системно значимые банки также подвержены риску дефолта.

Последующие работы в данной области отличались различной системой выбранных для анализа предикторов и периодом проведения исследования. Так, например, Б. А. Доронин, Л. Б. Уруджова предлагают рассчитывать четыре показателя в своей модели: отношение созданных резервов на возможные потери по ссудам к объему суммарной ссудной задолженности, показатель чистой ликвидной позиции банка, леверидж, процентную маржу – и берут для исследования данные 2017 и 2018 гг. (Доронин, Уруджова, 2019). И. В. Бурова анализирует период 2018 г. и включает в свою методику прогнозирования банкротства шесть предикторов, в частности обязательные резервы, деленные на уставный капитал; чистую ссудную задолженность, деленную на уставный капитал; вклады (средства) физических лиц, в том числе индивидуальных предпринимателей, деленные на уставный капитал; нераспределенную прибыль, деленную на уставный капитал; выпущенные долговые обязательства, деленные на уставный капитал; собственные средства, деленные на уставный капитал (Бурова, 2021). В работе Зубарева

и Бекировой отмечено, что значительное влияние на вероятность дефолта оказывают доля вложений в государственные ценные бумаги, доля ликвидных активов, доля собственных средств, доля кредитов нефинансовым организациям и сумма активов (Зубарев, Бекирова, 2020). В то время как в исследовании Синельниковой-Мурылевой с соавторами в модель прогнозирования включены коэффициент текущей ликвидности и отношение обязательств к активам (Синельникова-Мурылева и др., 2018). Н. А. Шуба приходит к выводу, что для получения более точных оценок вероятности дефолта следует отслеживать темпы создания ликвидности банками, а также учитывать размер ликвидных средств на остатках на корреспондентских счетах и резервы на возможные потери (Шуба, 2022). Такое многообразие подходов обусловлено тем, что современный коммерческий банк является сложной социально-экономической системой, зависящей от очень большого числа различных факторов.

Таким образом, на текущий момент в экономической литературе и практической деятельности коммерческих банков можно встретить множество подходов к построению моделей, позволяющих оценивать финансовое состояние кредитных организаций и прогнозировать вероятность их дефолта в будущем. Однако многим из них свойственны существенные недостатки, обусловленные низкой актуальностью для анализа и прогнозирования применительно к российским банкам (например, методические подходы зарубежных авторов), низкой классификационной точностью прогнозирования, связанной с неудачной адаптацией зарубежных методик к отечественным условиям и методик прогнозирования банкротства промышленных предприятий к коммерческим банкам, невозможностью в полной мере учесть макроэкономические показатели и качественные параметры деятельности коммерческих банков. Данные обстоятельства предполагают проведение дальнейшей работы по совершенствованию существующих методик и разработке новых подходов по формированию прогностических моделей. Предложенная в настоящей статье методика, включающая в себя пять предикторов, выделенных на основе усовершенствованной в данном исследовании методики отбора переменных для логит-регрессии, дополняет существующие, но не может являться единственной применяемой на практике для прогнозирования банкротства. Использование нескольких моделей параллельно могут дать более точный результат. Подобного мнения придерживаются авторы исследований (Asfahan & Abdul, 2020; Богданов, Замятина, 2020; Бурова, 2021), рекомендующие использовать различные методики для прогнозирования банкротства, что повысит качество результатов анализа и принимаемых управленческих решений.

Методы исследования

В качестве базовой модели для разработки системы оценки вероятности банкротства российских кредитных организаций в данном исследовании была использована логистическая регрессионная модель, с помощью которой можно отделить финансово устойчивые банки от проблемных.

На первом этапе построения модели был определен список банков, у которых Банк России отозвал лицензию в период с 01.01.2020 по 31.12.2022 (банки-банкроты), а также кредитных организаций, функционирующих в указанный период времени (банки-небанкроты). С 01.01.2020 по 31.12.2022 лицензий лишились 37 российских банков⁵, 20 из которых были зарегистрированы в Москве, что связано с высокой концентрацией банковского сектора (51,36 %) в столице России (по состоянию на 01.01.2020 227 из 442⁶, 3 – в Санкт-Петербурге, 2 – в Саранске. На другие российские города (Краснодар, Чебоксары, Пермь, Саратов, Астрахань, Екатеринбург, Майкоп и т. д.) приходилось не более одного банка, чья лицензия была отозвана.

В рамках данного исследования были рассмотрены только те банкротства банков, которые были вызваны ухудшением их финансовой устойчивости. Это ограничило выборку банков, которые были учтены при анализе. Те банки, которые лишились лицензии по иным причинам (например, в связи с нарушением законодательства о противодействии легализации доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма⁷, или из-за выявления фактов искажения отчетности), либо деятельность которых была прекращена по решению руководства в виде добровольной ликвидации, в выборку включены не были.

⁵ Банк России. (2023). Годовой отчет Банка России за 2022 год. https://www.cbr.ru/collection/collection/file/43872/ar_2022.pdf; Банк России. (2022). Годовой отчет Банка России за 2021 год. https://www.cbr.ru/collection/collection/file/40915/ar_2021.pdf

⁶ Статистические показатели банковского сектора Российской Федерации (интернет-версия). (2021, сентябрь). https://www.cbr.ru/collection/collection/file/35555/obs_227.xlsx

⁷ О противодействии легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма. № 115-ФЗ от 07.08.2001 (в ред. от 29.12.2022). (2001). https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_32834/

Поскольку размер банков, ставших банкротами в анализируемом периоде, не был одинаковым, то при подготовке выборки учитывалась величина валюты баланса по состоянию на дату, наиболее близкую к дате лишения лицензии, и использован метод отбора по подобию. Материалы для исследования были отобраны из рейтингов сайта www.banki.ru⁸, построенных на основании размера валюты баланса. Также для проведения исследования для каждого банка-банкрота было отобрано пять финансово устойчивых кредитных организаций, функционирующих в указанный период времени. Если в банке уже было введено внешнее управление, то в выборку он не включался.

В итоге были созданы:

- 1) исходная обучающая выборка из 19 банков-банкротов и 95 банков-небанкротов, т. е. в общей сложности 114 банков,
- 2) тестирующая выборка из 10 банков-банкротов (с отзывом лицензии в период с 01.01.2017 по 31.12.2019) и 50 финансово устойчивых кредитных организаций, т. е. в общей сложности 60 банков.

На втором этапе построения модели была сформирована система факторов, воздействие которых могло оказать влияние на вероятность банкротства. С этой целью были исследованы причины ухудшения финансовой устойчивости коммерческих банков, которые легли в основу отзыва лицензий Банком России. В частности, наиболее значимыми факторами выступили уменьшение величины собственных средств и потеря ликвидности. Среди банков, лицензии которых были отозваны из-за потери ликвидности, оказались ООО КБ «Геобанк», КБ «Спутник», АО «НВКБанк», АО «Нефтепромбанк» и др. Снижение размера собственных средств произошло вследствие проведения банками высокорискованной кредитной политики без создания адекватных резервов. У таких кредитных организаций, как АО «Майкопбанк», ПАО АКБ «Проинвестбанк», АО «Народный банк», АО АКБ «ИРС», ПАО Акционерный коммерческий кредитно-страховой банк «КС-банк», ПАО «Энергомашбанк», АО «БАНК НБТ», АО КБ «Интерпромбанк» и других, лицензии были отозваны в результате уменьшения величины собственных средств и потери ликвидности.

Данное обстоятельство обуславливает необходимость в качестве объясняющих факторов для проведения моделирования использовать показатели достаточности собственных средств, а также величины резервов на возможные потери по ссудам, ссудной и приравненной к ней задолженности. Кроме того, считаем допустимым при моделировании не использовать макроэкономические показатели в связи с тем, что все включенные в выборку банки функционируют в одинаковых экономических и политических условиях в рамках одной страны, соответственно, их изменениями можно пренебречь в связи с тем, что для анализа рассматривается сравнительно короткий временной период.

Далее выбор наиболее значимых показателей для оценки вероятности прогноза кредитной организации осуществлялся на основании источниковедческого анализа теоретических (Иванов, Федорова, 2015; Шуба, 2022; Синельникова-Мурылева и др., 2018; Богданов, Замятина, 2020; Я. А. Клаас, Т. А. Клаас, 2019) и эмпирических работ (Kahn & Papanikolaou, 2013; Zhao et al., 2009; Kolari et al., 2000; Nagel & Purnanandam, 2020; Jo et al., 2022; Macedo, Jose, 2019; Ahangar & Ozturk, 2019; Asfahan & Abdul, 2020; Tyler, 2001; Felita & Wirawan, 2021; Alma et al., 2022; Zakirova et al., 2019; Головань и др., 2003; Каминский и др., 2012; Доронин, Уруджова, 2019; Мартыненко, Терещенко, 2019; Zakirova et al., 2018; Lanine & Vennet, 2006; Бурова, 2021; Богданов, Замятина, 2020; Радионова, Приступина, 2019; Косорукова, Братанов, 2021; Соловьева, 2020; Яшина и др., 2017; Martin, 1977; Calabrese & Giudici 2013; Пересецкий, 2013; Головань и др., 2004), включающего в себя следующие аспекты:

- 1) отбор семейств показателей, характеризующих, по существу, одну и ту же сторону финансового состояния кредитной организации, но с использованием разных подходов к расчету. Выбор осуществлялся исходя из следующего соотношения: $X_i > X_{cp}$, где X_i – частота встречаемости в экономической литературе семейств показателей; X_{cp} – средняя частота встречаемости семейств показателей;
- 2) выбор показателя в рамках семейств показателей, частота встречаемости которого в экономической литературе наибольшая.

В результате источниковедческого анализа были выявлены ключевые факторы, от изменения которых может зависеть финансовая устойчивость коммерческого банка и ее возможный дефолт. В их число вошли:

⁸ Banki.ru. www.banki.ru/banks/

X_1 – рентабельность активов; X_2 – доля ликвидных активов в валюте баланса (учитываются только те активы, которые должны быть получены в сроки до 30 календарных дней (текущая ликвидность)); X_3 – доля вложений в государственные ценные бумаги в валюте баланса; X_4 – доля собственного капитала в валюте баланса; X_5 – удельный вес кредитного портфеля в валюте баланса; X_6 – удельный вес просроченной задолженности в кредитном портфеле; X_7 – доля сформированных резервов в кредитном портфеле; X_8 – валюта баланса, поскольку крупные банки устойчивее и вероятность их банкротства меньше; X_9 – доля вкладов и депозитов физических лиц в валюте баланса; X_{10} – доля кредитов реальному сектору в валюте баланса; X_{11} – доля долгосрочных размещений в кредитном портфеле.

Описательная статистика по данным факторам в разрезе рассматриваемых в данном исследовании банков-банкротов и банков-небанкротов представлена в табл. 1. В ходе исследования в качестве источника аналитической информации был выбран официальный сайт Банка России (www.cbr.ru), на котором опубликована отчетность коммерческих банков. Инструментом для осуществления расчетов стала программа *Microsoft Excel*.

Таблица 1

Описательные статистики ключевых факторов, влияющих на вероятность возникновения дефолта
Table 1. Descriptive statistics of the key factors influencing the probability of default

Описательная статистика / Descriptive statistics		Среднее значение показателя / Mean value of the indicator	Стандартная ошибка / Standard error	Стандартное отклонение / Standard deviation	Дисперсия выборки / Sample dispersion	Минимальное значение показателя / Minimum of the indicator	Максимальное значение показателя / Maximum of the indicator	Уровень надежности (95,0 %) / Reliability level (95,0 %)
X_1	Б	-0,0531	0,0203	0,0885	0,0078	-0,3713	0,0086	0,0426
	НБ	0,005	0,002	0,019	0,000	-0,029	0,109	0,004
X_2	Б	0,1009	0,0255	0,1111	0,0124	0,0110	0,4256	0,0536
	НБ	0,228	0,018	0,183	0,033	0,011	0,839	0,036
X_3	Б	0,0044	0,0035	0,0154	0,0002	-	0,0669	0,0074
	НБ	0,003	0,001	0,011	0,000	-	0,068	0,002
X_4	Б	0,1352	0,0313	0,1364	0,0186	-0,1041	0,5192	0,0657
	НБ	0,151	0,015	0,145	0,021	-0,011	0,579	0,029
X_5	Б	0,3955	0,0507	0,2210	0,0489	0,0092	0,9506	0,1065
	НБ	0,270	0,019	0,192	0,037	0,013	0,890	0,038
X_6	Б	0,0672	0,0135	0,0591	0,0035	0,0013	0,1859	0,0285
	НБ	0,113	0,018	0,183	0,034	-	1,000	0,037
X_7	Б	0,2049	0,0322	0,1402	0,0197	0,0249	0,4772	0,0676
	НБ	0,213	0,026	0,259	0,067	-	1,444	0,052
X_8	Б	16,0031	0,4456	1,9425	3,7732	13,2673	20,4495	0,9362
	НБ	16,573	0,261	2,593	6,722	1,558	22,160	0,517
X_9	Б	0,2300	0,0353	0,1539	0,0237	0,0197	0,4901	0,0742
	НБ	0,169	0,015	0,150	0,022	-	0,725	0,030
X_{10}	Б	0,2631	0,0407	0,1773	0,0314	0,0084	0,5567	0,0855
	НБ	0,137	0,011	0,106	0,011	0,004	0,481	0,021
X_{11}	Б	0,3505	0,0558	0,2434	0,0592	0,0001	0,9003	0,1173
	НБ	0,093	0,008	0,084	0,007	-	0,433	0,017

Примечание: Б – банки-банкроты. Представлена описательная статистика по 19 банкам-банкротам, включенным в обучающую выборку; НБ – финансово устойчивые кредитные организации. Представлена описательная статистика по 95 финансово устойчивым кредитным организациям, включенным в обучающую выборку.

Источник: составлено на основе данных, взятых с сайта https://cbr.ru/banking_sector/credit/

Note: Б – bankrupt banks. Descriptive statistics is presented for 19 bankrupt banks, included into the training sample; НБ – financially stable credit organizations. Descriptive statistics is presented for 95 financially stable credit organizations, included into the training sample.

Source: compiled based on https://cbr.ru/banking_sector/credit/

Анализ табл. 1 позволил сформулировать следующие гипотезы:

– наиболее значимыми факторами, обуславливающими вероятность банкротства, являются:

1) рентабельность активов (X_1) – чем она ниже, тем выше вероятность дефолта, следовательно, ожидаем отрицательный знак у данной переменной;

2) доля ликвидных активов в валюте баланса (X_2) – чем она меньше, тем выше вероятность дефолта, следовательно, ожидаем отрицательный знак у данного предиктора;

3) удельный вес кредитного портфеля в валюте баланса (X_3) – чем выше его значение, тем выше вероятность банкротства, следовательно, ожидаем положительный знак у данной объясняющей переменной;

4) доля кредитов реальному сектору в валюте баланса (X_{10}) – чем она выше, тем выше вероятность банкротства, ожидаем положительный знак у данного показателя;

5) доля долгосрочных размещений в кредитном портфеле (X_{11}) – чем выше его значение, тем выше вероятность дефолта, следовательно, ожидаем положительный знак у данного предиктора;

– среди факторов, не оказывающих существенное влияние на вероятность банкротства, следует выделить:

1) долю вложений в государственные ценные бумаги в валюте баланса (X_3);

2) долю собственного капитала в валюте баланса (X_4);

3) удельный вес просроченной задолженности в кредитном портфеле (X_6);

4) долю сформированных резервов в кредитном портфеле (X_7);

5) валюту баланса (X_8);

6) долю вкладов и депозитов физических лиц в валюте баланса (X_9).

На третьем этапе с помощью одномерного дисперсионного анализа (ANOVA) была оценена дискриминационная способность отобранных факторов путем определения значимости различий в средних значениях показателей для поиска зависимостей, а также проведена проверка выбранных факторов на мультиколлинеарность. Поскольку объясняющие факторы принимают большое количество различных значений, сделано допущение об их непрерывности. В отличие от указанных факторов объясняемая переменная «вероятность банкротства» принимает всего два значения: банкрот и небанкрот, что позволило применить по отношению к ней модель бинарного выбора – модель логистической регрессии, которая формально выглядит следующим образом (Радионова, Приступина, 2019, с. 229):

$$P(y_i = 1) = F(Z_i) = \frac{1}{(1 + e^{-z})}, \quad (1)$$

где $P(y_i = 1)$ – вероятность банкротства i -го банка; $Z_i = b_0 + \sum_{j=1}^n b_j x_{ij}$ – линейная комбинация независимых факторов; b_j – коэффициент регрессии для j -го фактора; x_{ij} – значение j -го фактора для i -го банка.

Особенностью моделей логистической регрессии бинарного типа является то, что результирующий признак может принимать лишь два значения: «1» – если банк является банкротом, «0» – если банк признается финансово «здоровым». Преимуществами ее применения являются, во-первых, низкая степень восприимчивости к выбросам в наблюдениях, во-вторых, при относительной простоте вычислений данные модели показывают сравнительно высокую точность относительно других статистических методов, что подтверждают результаты предыдущих исследований (Kahn & Papanikolaou, 2013; Zhao et al., 2009; Kolari et al., 2000; Nagel & Purnanandam, 2020; Jo et al., 2022; Macedo, Jose, 2019; Ahangar & Ozturk, 2019; Asfahan & Abdul, 2020; Tyler, 2001; Felita & Wirawan, 2021; Alma et al., 2022; Аль-Саади, 2021; Богданов, Замятина, 2020; Орешко, Савина, 2019; Чельшев, 2019; Емельянов, Брюхова, 2021; Zakirova et al., 2019; Головань и др., 2003; Каминский и др., 2012; Доронин, Уруджова, 2019; Мартыненко, Терещенко, 2019; Zakirova et al., 2018; Lanine & Vennet, 2006; Бурова, 2021; Радионова, Приступина, 2019; Martin, 1977; Calabrese & Giudici, 2013; Пересецкий, 2013; Головань и др., 2004).

На заключительном этапе проведена оценка качества модели и ее способности отграничивать финансово устойчивые банки от проблемных при горизонте прогнозирования в пять месяцев посредством:

1) определения показателя $ROC AUC$ и расчета коэффициента $GINI_{normalized}$ по формуле (Богданов, Замятина, 2020, с. 126):

$$GINI_{normalized} = 2 \times ROC AUC - 1, \quad (2)$$

где $GINI_{normalized}$ – нормализованный коэффициент Джинни; $ROC AUC$ – площадь, ограниченная ROC -кривой и осью доли ложных положительных классификаций;

2) расчета коэффициента детерминации Макфаддена по формуле (Давнис, 2005, с. 74):

$$R_{MCF}^2 = 1 - \frac{(L_M)}{(L_0)}, \quad (3)$$

где R_{MCF}^2 – коэффициент детерминации Макфаддена; L_M, L_0 – вероятности для подбираемой и нулевой модели соответственно;

3) определения псевдо R^2 по формуле (4) (Давнис, 2005, с. 75):

$$R_p^2 = \frac{1}{1 + \frac{2}{n}}, \quad (4)$$

где R_p^2 – коэффициент псевдо R^2 ; n – объем выборки; L_m, L_0 – вероятности для подбираемой и нулевой модели соответственно;

4) расчета взвешенного показателя эффективности по формуле (Kahn & Papanikolaou, 2013, p. 45):

$$WE = \frac{\frac{FCC}{PF} \times FCC}{AF} \times CC, \quad (5)$$

где WE – взвешенный показатель эффективности модели; FCC – количество верно классифицированных банкротов; PF – количество банков, классифицированных как банкроты; AF – количество фактических банкротов; CC – процент верно классифицированных банков.

Результаты и обсуждение

В табл. 2 представлены результаты проведения отбора показателей финансовой устойчивости с помощью одномерного анализа ANOVA.

Таблица 2

Отбор показателей финансовой устойчивости посредством ANOVA

Table 2. Selection of financial stability indicators by ANOVA

Показатель / Indicator	p-значение / p-value	F	F-критическое / F-critical	Среднее значение / Mean value		Дисперсия / Dispersion	
				Б	НБ	Б	НБ
X_1	0	36,04	3,94	-0,052	0,005	0,0078	0,0002
X_2	0	8,95	3,94	0,101	0,228	0,0123	0,0302
X_3	0,418	0,67	3,94	0,005	0,003	0,0002	0
X_4	0,712	0,15	3,94	0,136	0,149	0,018	0,019
X_5	0,0087	7,16	3,94	0,396	0,270	0,049	0,034
X_6	0,322	0,994	3,94	0,068	0,106	0,004	0,027
X_7	0,969	0,002	3,94	0,206	0,204	0,021	0,054
Логарифм X_8 / Logarithm X_8	0,175	1,92	3,94	15,95	16,71	3,773	4,148
X_9	0,077	3,215	3,94	0,24	0,167	0,025	0,021
X_{10}	0	18,974	3,94	0,263	0,137	0,032	0,01
X_{11}	0	73,37	3,94	0,35	0,093	0,06	0,006

Примечание. Б – банки-банкроты выборки; НБ – финансово устойчивые кредитные организации.

Note: Б – bankrupt banks of the sample; НБ – financially stable credit organizations.

По итогам тестирования были определены факторы с наибольшей дескриптивной способностью: X_1 , X_2 , X_5 , X_{10} , X_{11} .

В связи с тем, что присутствие линейной зависимости между объясняющими переменными негативно влияет на качество моделирования, была выполнена проверка факторов на мультиколлинеарность (табл. 3).

Таблица 3

Проверка факторов на мультиколлинеарность
Table 3. Checking factors for multicollinearity

Корреляция / Correlation	X_1	X_2	X_5	X_{10}	X_{11}
X_1	1,00				
X_2	0,16	1,00			
X_5	0,05	0,32	1,00		
X_{10}	-0,10	0,09	0,65	1,00	
X_{11}	-0,31	-0,02	0,49	0,22	1,00

По результатам анализа, представленного в табл. 3, сильная линейная зависимость между исследуемыми показателями не была обнаружена, соответственно, все выбранные показатели могут быть учтены при построении модели и заявленные в исследовании гипотезы о включении данных ключевых факторов в модель подтверждаются.

Принимая во внимание, что объясняемая переменная «вероятность банкротства» принимает всего два значения – банкрот и небанкрот, – к ней была применена модель логистической регрессии бинарного выбора. Важным моментом при построении модели логистической регрессии по прогнозированию банкротства банков является определение оптимального горизонта прогнозирования, поскольку как кредитной организации, так и надзорным органам необходима информация за более длительный период времени, чтобы иметь возможность предпринять необходимые шаги по предупреждению банкротства. Опираясь на результаты эмпирических исследований теоретических (Иванов, Федорова, 2015; Шуба, 2022; Синельникова-Мурылева и др., 2018; Богданов, Замятина, 2020; Я. А. Клаас, Т. А. Клаас, 2019) и эмпирических работ (Kahn & Papanikolaou, 2013; Zhao et al., 2009; Kolari et al., 2000; Nagel & Pumanandam, 2020; Jo et al., 2022; Macedo, Jose, 2019; Ahangar & Ozturk, 2019; Asfahan & Abdul, 2020; Tyler, 2001; Felita & Wirawan, 2021; Alma et al., 2022; Zakirova et al., 2019; Головань и др., 2003; Каминский и др., 2012; Доронин, Уруджова, 2019; Мартыненко, Терещенко, 2019; Zakirova et al., 2018; Lanine & Vennet, 2006; Бурова, 2021; Богданов, Замятина, 2020; Радионова, Приступина, 2019; Косорукова, Братанов, 2021; Соловьева, 2020; Яшина и др., 2017; Martin, 1977; Calabrese & Giudici 2013; Пересецкий, 2013; Головань и др., 2004), а также характеристики качества модели за горизонт прогнозирования был выбран период, составляющий пять месяцев. С помощью пакета статистических решений *SPSS Statistics* была построена следующая модель диагностики риска банкротства кредитных организаций, которая позволяет спрогнозировать вероятность банкротства с горизонтом прогнозирования пять месяцев, представленная в табл. 4.

Как следует из табл. 4, все представленные в модели предикторы являются значимыми. По итогам проведенных расчетов была построена следующая модель диагностики риска банкротства кредитных организаций:

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(4,092 - 107,314 \times X_1 - 56,151 \times X_2 - 10,393 \times X_5 + 29,086 \times X_{10} + 39,245 \times X_{11})}}, \quad (6)$$

где p_i – вероятность банкротства кредитной организации (в долях единицы); e – основание натурального логарифма (число Эйлера, $e = 2,71828$); X_1 – рентабельность активов кредитной организации; X_2 – доля ликвидных активов в валюте баланса кредитной организации; X_5 – удельный вес кредитного портфеля в валюте баланса кредитной организации; X_{10} – доля кредитов реальному сектору в валюте баланса кредитной организации; X_{11} – доля долгосрочных размещений в кредитном портфеле кредитной организации.

В случае если бинарная переменная p_i , то риск наступления банкротства высокий, если $p_i [0; 0,5]$, то риск наступления банкротства низкий.

Таблица 4

**Логистическая модель диагностики риска банкротства кредитных организаций
с горизонтом прогнозирования в пять месяцев**

**Table 4. Logistic model of diagnosing the bankruptcy risk of credit organizations
with a forecasting horizon of five months**

Предиктор / Predictor	Коэффициент / Coefficient	Среднеквадратичная ошибка / Mean-square error	Вальд / Wald	Степень свободы / Degree of freedom	Значимость / Significance	95 % доверительный интервал / 95% confidence interval
X_1	-107,314	53,762	3,984	1	0,046	-212,686 –1,94262
X_2	-56,151	27,664	4,120	1	0,042	-110,372 –1,93065
X_3	-10,393	9,991	1,082	1	0,298	-29,9758 9,18969
X_{10}	29,086	15,753	3,409	1	0,065	-1,78984 59,9616
X_{11}	39,245	17,648	4,945	1	0,026	4,65456 73,8349
_cons	-4,092	1,767	5,361	1	0,021	-7,55608 –0,628133
_cons	-4,092	1,767	5,361	1	0,021	-7,55608 –0,628133
<i>R</i> -квадрат Нэйджелкерка / Nagelkerke <i>R</i> -square				0,894000	<i>R</i> -квадрат / <i>R</i> -square	0,84000
<i>R</i> -квадрат МакФаддена / McFadden <i>R</i> -square				0,839824	Испр. <i>R</i> -квадрат / Corr. <i>R</i> -square	0,723010
Количество «корректно предсказанных» случаев / Number of “correctly forecasted” cased				110 (96,5 %)	<i>R</i> -квадрат Кокса и Снелла / Cox and Snell <i>R</i> -square	0,53100

Логит, использовано наблюдений – 114.

Logit, observations used – 114.

Для рассмотрения влияния каждого коэффициента на интегральный показатель банкротства был проведен расчет предельных эффектов (табл. 5).

Таблица 5

**Расчет предельных эффектов
Table 5. Calculation of marginal effects**

Предиктор / Predictor	Delta-method					
	dy/dx	Среднеквадратичная ошибка / Mean-square error	Вальд / Wald	Степень свободы / Degree of freedom	Значимость / Significance	95 % доверительный интервал / 95% confidence interval
X_1	-2,21092	53,762	3,984	1	0,046	-212,686 –1,94262
X_2	-0,00009	27,664	4,120	1	0,042	-110,372 –1,93065
X_3	-0,00545	9,991	1,082	1	0,298	-29,9758 9,18969
X_{10}	0,81961	15,753	3,409	1	0,065	-1,78984 59,9616
X_{11}	0,38638	17,648	4,945	1	0,026	4,65456 73,8349

Согласно полученным результатам, наибольшее влияние на вероятность банкротства кредитных организаций оказывает рентабельность ее активов. Можно предположить, что при увеличении показателя рентабельности активов на 1 балл вероятность наступления банкротства уменьшается на 221,09 %. Следующим по значимости предиктором выступает доля кредитов реальному сектору в валюте баланса кредитной организации, рост которого на единицу способствует повышению вероятности банкротства кредитной организации на 81,96 %. Такая ситуация связана с тем, что реальный сектор экономики характеризуется длительными сроками реализации проектов, низкой оборачиваемостью и окупаемостью, а также наличием потребности в больших объемах заемных средств, что увеличивает кредитные риски банков.

Одним из немаловажных показателей при оценке вероятности банкротства кредитной организации является доля долгосрочных размещений в кредитном портфеле кредитной организации: при увеличении данного показателя на базовую единицу вероятность банкротства увеличивается на 38,64 %. Данное обстоятельство обусловлено тем, что долгосрочные инвестиции в условиях нестабильной экономической ситуации повышают риски ликвидности банковского сектора.

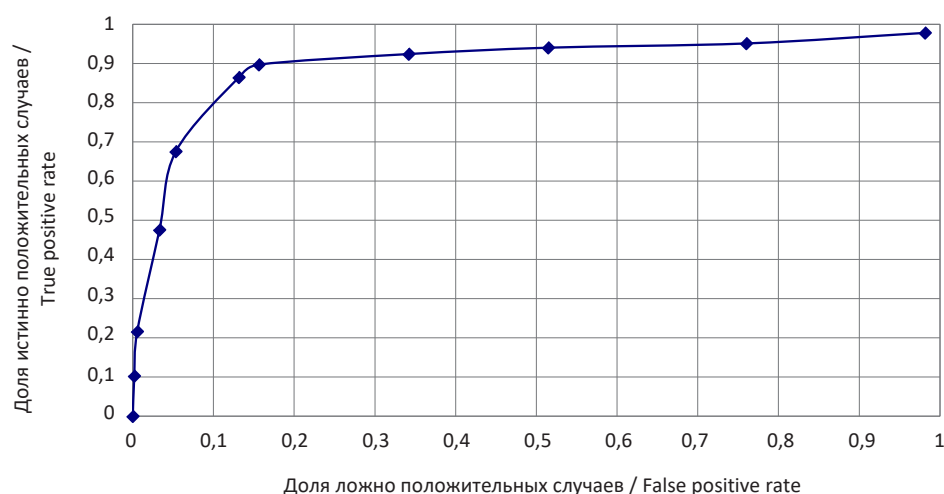
Одним из немаловажных показателей при оценке вероятности банкротства кредитной организации является удельный вес кредитного портфеля в валюте баланса кредитной организации. Так, увеличение данного показателя на базовую единицу снижает вероятность банкротства на 0,545 %. Можно предположить, что данная зависимость обусловлена тем, что рост кредитного портфеля свидетельствует об эффективности деятельности и стабильности кредитной организации.

Также следует обратить внимание на долю ликвидных активов в валюте баланса кредитной организации, рост которого на базовую единицу снижает вероятность банкротства банка на 0,09 %. Важность данного предиктора обусловлена тем, что он характеризует достаточность ликвидных активов для своевременного покрытия обязательств.

Кроме того, анализируя логистическую модель, представленную на рисунке, отметим, что доверительные интервалы для предикторов X_5 и X_{10} имеют разные знаки, т. е. включают в себя ноль, следовательно, соответствующие коэффициенты при них с вероятностью 95 % статистически незначимы.

С целью оценки качества модели был построен график ROC-кривой («кривая ошибок») (рис. ниже) и рассчитаны показатели $ROC AUC$ (площадь под кривой) и коэффициент $GINI$ по формуле (2).

Как следует из рисунка, ROC-кривая модели стремится к левому верхнему углу, величина площади под кривой ($ROC AUC$) и коэффициент $GINI$ составили 0,920354 и 0,840708 соответственно, из чего следует, что предлагаемая в исследовании модель способна отграничивать финансово устойчивые кредитные организации от банков-банкротов.



ROC-кривая модели
ROC-curve of the model

Также для оценки качества модели по формуле (3) был рассчитан коэффициент детерминации Макфаддена, по формуле (4) – псевдо R^2 . Средние значения данных показателей по всей выборке равны 0,839824 и 0,5756 соответственно, это говорит о том, что сформированная модель достаточно эффективна по сравнению с моделью, которая в качестве объясняющей переменной содержит только константу. Однако относительно низкое значение показателя псевдо R^2 свидетельствует, что модель может быть улучшена и существуют факторы, также являющиеся значимыми для прогнозирования дефолта банков, для выявления которых необходимо дополнительное целенаправленное исследование.

Далее для проверки качества построенной модели была выполнена оценка точности классификации банков в тестирующей выборке, результаты которой приведены в табл. 6.

Показатель CC демонстрирует классификационную способность разработанной модели. Его значение в 88,33 %, показывает, что для 53 банков из 60 категория была определена верно.

Таблица 6

Оценка точности классификации банков при горизонте прогнозирования в пять месяцев
Table 6. Estimation of the accuracy of banks classification at a forecasting horizon of five months

Модель / Model	Факт / Fact	
	Небанкрот / Non-bankrupt	Банкрот / Bankrupt
Небанкрот / Non-bankrupt	45	2
Банкрот / Bankrupt	5	8
Процент верно классифицированных банков / % true	90,00	80,00
Процент верно классифицированных банков, всего (CC) / % total true (CC)	88,33	
Взвешенный показатель эффективности (WE) / Weighted efficiency (WE)	59,62	

На основании проведенного исследования было выявлено, что на вероятность сохранения финансовой устойчивости коммерческими банками, а соответственно, и на вероятность обратной ситуации – банкротства существенное влияние оказывает система факторов, включающая пять предикторов: рентабельность активов (X_1), долю ликвидных активов в валюте баланса (X_2), удельный вес кредитного портфеля в валюте баланса (X_3), долю кредитов реальному сектору в валюте баланса (X_{10}), долю долгосрочных размещений в кредитном портфеле (X_{11}). Учитывая, что результирующая переменная «вероятность банкротства» принимает всего два значения – банкрот и небанкрот, – для ее объяснения была построена логистическая модель регрессии бинарного выбора с горизонтом прогнозирования в пять месяцев.

Отрицательные коэффициенты перед переменными в сформированной модели свидетельствуют о том, что с увеличением показателей X_1 , X_2 и X_3 уменьшается вероятность банкротства и растет финансовая устойчивость. В свою очередь, с увеличением доли кредитов реальному сектору, а также долгосрочных размещений финансовое состояние коммерческого банка становится хуже, а риск вероятности дефолта возрастает.

Найденные при моделировании взаимосвязи представляются устойчивыми, так как знаки коэффициентов перед объясняющими переменными оказались идентичными при формировании уравнений для разных временных горизонтов.

Оценка точности классификации банков в тестирующей выборке показала, что общее количество допущенных ошибок составило 7, т. е. 5 банков-небанкротов из 50 (или 10 %) были отнесены моделью к банкротам, в свою очередь, 2 банка-банкрота из 10 (или 20 %) по модели оказались в числе небанкротов. Взвешенный показатель эффективности построенной модели продемонстрировал довольно высокое значение, благодаря чему ее допустимо использовать для составления прогнозирования будущего банкротства. Но следует отметить, что при ее применении для выявления устойчивых банков она сможет продемонстрировать более точный результат.

Таким образом, построенная логистическая регрессионная модель позволяет с горизонтом прогнозирования в пять месяцев и классификационной точностью 88,33 % отграничивать финансово устойчивые и проблемные банки.

Заключение

Для обеспечения большей стабильности банковской системы Российской Федерации несомненна актуальность формирования системы прогнозирования банкротства кредитных организаций, которое на фоне ухудшения общеэкономической ситуации и влияния экономических санкций приобретает масштабный характер. В ходе исследования с помощью одномерного дисперсионного анализа и проверки факторов на мультиколлинеарность была сформирована система факторов, включающих пять предикторов: рентабельность активов, долю ликвидных активов в валюте баланса, удельный вес кредитного портфеля в валюте баланса, долю кредитов реальному сектору в валюте баланса, долю долгосрочных размещений в кредитном портфеле. Также было установлено, что рост значений первых трех факторов данной системы приводит к снижению вероятности банкротства и увеличению финансовой устойчивости, а рост доли кредитов реальному сектору и долгосрочных размещений приводит к ухудшению финансового состояния банка и повышает риск вероятности банкротства. Таким образом, мониторинг данных показателей является важным шагом в процессе предупреждения банкротства. На основе данных факторов была построена логистическая регрессионная модель, позволяющая с горизонтом прогнозирования в пять месяцев и классификационной точностью 88,33 % отграничивать финансово устойчивые и проблемные банки.

Результаты исследования могут быть использованы:

- кредитными организациями при формировании стратегии развития, определении мер по предупреждению банкротства и повышению финансовой устойчивости. В этом плане важным представляется знание системы факторов, оказывающих влияние на изменение вероятности банкротства, а также характера данного влияния;
- Центральным банком РФ при мониторинге финансовой устойчивости банковского сектора Российской Федерации и выявлении банков, которые находятся в группе риска;
- учеными-экономистами, финансистами для расширения и углубления предметных областей научных исследований.

Список литературы

- Аль-Саади, М. Р. (2021). Разработка моделей прогнозирования финансового состояния и оценки вероятности банкротства кредитных организаций. В сб. *Инновационный потенциал развития науки в современном мире: технологии, инновации, достижения: сборник научных статей по материалам V Международной научно-практической конференции* (с. 97–102). Уфа.
- Богданов, В. В., Замятина, А. А. (2020). Математическая модель оценки вероятности дефолта кредитных организаций России. *Экономика: вчера, сегодня, завтра*, 10(4А), 121–131.
- Бурова, И. В. (2021). Построение математической модели вероятности банкротства кредитных организаций на основе бинарной логистической регрессии. *Региональные проблемы преобразования экономики*, 3(125), 123–129. <https://doi.org/10.26726/1812-7096-2021-3-123-129>
- Винокурова, Т. Г. (2019). Модели прогнозирования дефолтов в банковском секторе. В сб. *Саяпинские чтения: сборник материалов II Всероссийской (национальной) научно-практической конференции* (с. 45–50).
- Головань, С. А., Евдокимов, А. М., Карминский, А. М., Пересецкий, А. А. (2003). *Модели вероятности дефолта российских банков. Предварительное разбиение банков на кластеры*. Москва: РЭШ.
- Головань, С. В., Евдокимов, М. А., Карминский, А. М., Пересецкий, А. А. (2004). *Модели вероятности дефолта российских банков. II. Влияние макроэкономических факторов на устойчивость банков*. Препринт # WP/2004/043 R. Москва: РЭШ.
- Давнис, В. В. (2005). *Прогнозные модели экспертных предпочтений: монография*. Воронеж: ВГУ.
- Доронин, Б. А., Уруджова, Л. Б. (2019). Разработка новой методики прогнозирования финансовой несостоятельности банка. *Академическая публицистика*, 11, 97–99.
- Емельянов, А. М., Брюхова, О. О. (2013). Оценка вероятности банкротства. *Финансы и кредит*, 27(555), 47–58.
- Еримизина, М. И., Еримизина, Е. Н. (2017). Методические основы оценки вероятности банкротства. *Символ науки*, 04-1, 94–100.
- Закирова, Д. Ф., Вафин, И. А. (2018). Исследование факторов, влияющих на вероятность банкротства кредитных организаций. *Казанский экономический вестник*, 1(33), 59–63.
- Зубарев, А., Бекирова, О. (2020). Анализ банковских дефолтов 2013–2019 годов. *Экономическая политика*, 15(3), 106–133. <https://doi.org/10.18288/1994-5124-2020-3-106-133>

- Иванов, В. В., Федорова, Ю. И. (2015). Проблемы подбора показателей для оценки дефолта кредитной организации. В сб. *Теоретические и практические аспекты развития современной науки: материалы XV Международной научно-практической конференции* (с. 83–89). Научно-информационный издательский центр «Институт стратегических исследований».
- Калицкая, В. В., Рыкалина, О. А., Баландина, Я. А. (2022). Методики оценки вероятности банкротства и несостоятельности кредитных организаций и предприятий. *StudNet*, 6, 6609–6620.
- Каминский, А. М., Костров, А. В., Мурзенков, Т. Н. (2012). *Моделирование вероятности дефолта российских банков с использованием эконометрических методов*. Москва.
- Касьянова, М. А., Пекарская, О. А., Салтгареева, Л. Ф. (2020). К вопросу о прогнозировании банкротства кредитной организации. *Успехи современной науки и образования*, 4(5), 26–31.
- Клаас, Я. А., Клаас, Т. А. (2018). Идентификация факторов риска банкротства кредитных организаций и их моделирование. *Финансы и кредит*, 24(1), 19–32. <https://doi.org/10.24891/fc.24.1.19>
- Косорукова, И. В., Братанов, А. А. (2021). Оценка финансовой устойчивости банка на основе риск ориентированного подхода. *Проблемы теории и практики управления*, 2, 117–137. <https://doi.org/10.46486/0234-4505-2021-2-117-137>
- Мартыненко, Н. Н., Терещенко, Л. Г. (2019). Диагностика банкротства коммерческих банков: отработка механизмов расчетов. *Финансовые рынки и банки*, 1, 45–49.
- Мацулевич, Р. М. (2014). Методы прогнозирования вероятности банкротства кредитной организации. *Международный научно-исследовательский журнал*, 3-3(22), 48–50.
- Орешко, И. И., Савина, И. А. (2019). Оценка вероятности банкротства российских банков. *Экономика и управление в XXI веке: тенденции и развитие*, 26, 139–142.
- Пересецкий, А. А. (2013). Модели причин отзыва лицензий российских банков. Влияние неучтенных факторов. *Прикладная эконометрика*, 2(30), 49–64.
- Радионова, М. В., Приступина, Ю. В. (2019). Моделирование вероятности дефолта российских банков. *Финансы и кредит*, 25(6) (786), 1336–1352. <https://doi.org/10.24891/fc.25.6.1336>
- Салахетдинова, Г. А. (2021). Теоретические исследования об инструментарии оценки банкротства кредитных организаций. *Аудиторские ведомости*, 3, 134–137.
- Синельникова-Мурылева, Е., Горшкова, Т., Макеева, Н. (2018). Прогнозирование дефолтов в российском банковском секторе. *Экономическая политика*, 13(2), 8–27. <https://doi.org/10.18288/1994-5124-2018-2-01>
- Соловьева, Н. Н. (2020). Прогнозирование банкротства коммерческого банка в системе управления финансовыми рисками. В сб. *Экономика в теории и практике: актуальные вопросы и современные подходы: сборник статей IV Международной научно-практической конференции* (с. 213–215). Пенза.
- Челышев, Д. С. (2019). Моделирование вероятности дефолта российских банков. *Бизнес. Образование. Право*, 2(47), 262–266.
- Шуба, Н. А. (2022). Вероятность дефолта кредитной организации: сигнальные показатели несостоятельности и их оценка. *Научный альманах Центрального Черноземья*, 1-2, 237–240.
- Яшина, Н. И., Макарова, С. Д., Макаров, И. А., Отделкина, А. А. (2017). Прогнозирование дефолта коммерческих банков на основе вероятностной модели. *Экономический анализ: теория и практика*, 16(12), 2376–2391. <https://doi.org/10.24891/ea.16.12.2376>
- Ahangar, R. G., & Ozturk, C. (Eds.). (2019). *Accounting and Finance – New perspectives on banking, financial statements and reporting*. IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.79593>
- Bella, F., & Radianto, W. (2021). Bankruptcy prediction of the banking sector using bankometer: comparative study based on company size. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Business and Management of Technology (ICONBMT 2020)*. <https://doi.org/10.2991/aebmr.k.210510.051>
- Calabrese, R., & Giudici, P. (2013). Estimating bank default with generalised extreme value models. *DEM Working Paper Series*, 35. <http://economiaweb.unipv.it/wp-content/uploads/2017/06/DEMWP0035.pdf>
- Garcia-Almanza, A. L., Alexandrova-Kabadjova, B., & Martinez-Jaramillo, S. (2022). Bankruptcy prediction for banks: an artificial to improve understandability. In *Artificial Intelligence, Evolutionary Computing and Metaheuristics* (Vol. 427, pp. 633–656).
- Ishak, A. A., Mongid, A. (2020). Determinants of bankruptcy banking after the global financial crisis (GFC): theoretical review. *IPTEK Journal of Proceedings Series*, 1, 243–248. <http://dx.doi.org/10.12962/j23546026.y2020i1.7858>
- Jo, K. Choi, G., Jeong, J., & Ahn, K. (2022). Forecasting bank default with the Merton Model: the case of US bank. In *International Conference in Computational Science – ICCS 2022. 15 June 2022* (pp. 682–691). https://doi.org/10.1007/978-3-031-08751-6_49
- Kahn, C., & Papanikolaou, N. (2013, April). What problem banks reveal about future financial distress: Evidence from the late 2000s financial crisis. *SSRN Electronic Journal*. https://www.researchgate.net/publication/228202404_What_Problem_Banks_Reveal_About_Future_Financial_Distress_Evidence_from_the_Late_2000s_Financial_Crisis
- Kolari, J., Glennon, D., Shin, H. & Caputo, M. (2020, January). Predicting large U.S. Commercial Failures. *OCC Economics Working Paper*.
- Lanine, G., & Vennet, R. (2006). Failure prediction in the Russian bank sector with logit and trait recognition models. *Expert Systems with Applications*, 30(3), 463–478. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.10.014>
- Macedo, S., & Jose, M. (2019). *Bankruptcy prediction models for banks using camel factors*. Tilburg University.
- Martin, D. (1977). Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach. *Journal of Banking & Finance*, 1(3), 249–276.

- Nagel, S., & Purnanandam, A. (2020). Banks' risk dynamics and distance to default. *The Review of Financial Studies*, 33(6), 2421–2467. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhz125>
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: a simple hazard model. *The Journal of Business*, 74(1), 101–124. <https://doi.org/10.1086/209665>
- Zakirova, D. F., Panteleev, D. S., & Zakirova, E. F. (2018). Estimating bankruptcy probability of credit organizations. *International Transaction Journal of Engineering Management & Applied Sciences & Technologies*, 9(4), 307–315.
- Zakirova, D. F., Zakirova, E. F., & Potapova, E. A. (2019). Formation of a method for determination of a commercial credit bank rating. *International Journal of Emerging Technologies*, 10(2a), 129–132.
- Zhao, H., Sinha, A., & Ge, W. (2009). Effects of feature construction on classification performance: An empirical study in bank failure prediction. *Expert Systems with Applications*, 36, 2633–2644. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.01.053>

References

- Ahangar, R. G., & Ozturk, C. (Eds.). (2019). *Accounting and Finance – New perspectives on banking, financial statements and reporting*. IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.79593>
- Al'-Saadi, M. R. (2021). Elaboration of models for predicting financial status and evaluating the bankruptcy probability of credit organizations. In *Innovative potential of science development in the modern world: collection of scientific articles by the works of the 5th International scientific-practical conference* (pp. 97–102). Ufa. (In Russ.).
- Bella, F., & Radianto, W. (2021). Bankruptcy prediction of the banking sector using bankometer: comparative study based on company size. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Business and Management of Technology (ICONBMT 2020)*. <https://doi.org/10.2991/aebmr.k.210510.051>
- Bogdanov, V. V., & Zamyatina, A. A. (2020). A mathematical model for assessing the probability of default of credit organizations in Russia. *Economics: Yesterday, Today and Tomorrow*, 10(4A), 121–131. (In Russ.).
- Burova, I. V. (2021). Building a mathematical model of probability bankruptcy of credit institutions on the basis of binary logistic regression. *Regionalnye problemy preobrazovaniya ehkonomiki*, 3(125), 123–129. (In Russ.). <https://doi.org/10.26726/1812-7096-2021-3-123-129>
- Calabrese, R., & Giudici, P. (2013). Estimating bank default with generalised extreme value models. *DEM Working Paper Series*, 35. <http://economyweb.unipv.it/wp-content/uploads/2017/06/DEMWP0035.pdf>
- Chelyshev, D. S. (2019). Modelling of Russian banks' probability of default. *Business. Education. Law*, 2(47), pp. 262–266. (In Russ.).
- Davis, V. V. (2005). *Prognostic models of expert preferences: monograph*. Voronezh: Voronezh State University. (In Russ.).
- Doronin, B. A., & Urudzhova, L. B. (2019). Elaboration of a new methodology for predicting financial insolvency of a bank. *Akademicheskaya publitsistika*, 11, 97–99. (In Russ.).
- Emelyanov, A. M., & Bryukhova, O. O. (2013). Estimating the probability of bankruptcy. *Finance and Credit*, 27(555), 47–58. (In Russ.).
- Erimizina, M. I., & Erimizina, E. N. (2017). Methodological bases for estimating the probability of bankruptcy. *Symbol of Science*, 04-1, 94–100 (In Russ.).
- Garcia-Almanza, A. L., Alexandrova-Kabadjova, B., & Martinez-Jaramillo, S. (2022). Bankruptcy prediction for banks: an artificial to improve understandability. In *Artificial Intelligence, Evolutionary Computing and Metaheuristics* (Vol. 427, pp. 633–656).
- Golovan, S. A., Evdokimov, A. M., Karminskii, A. M., & Peresetskii, A. A. (2003). *Models of the probability of default of the Russian banks. Preliminary division of the banks into clusters*. Moscow: New Economic School. (In Russ.).
- Golovan, S. V., Evdokimov, M. A., Karminskii, A. M., & Peresetskii, A. A. (2004). *Models of the probability of default of the Russian banks. II. Influence of macroeconomic factors on the banks' stability*. Preprint# WP/2004/043 R. Moscow: New Economic School. (In Russ.).
- Ishak, A. A., & Mongid, A. (2020). Determinants of bankruptcy banking after the global financial crisis (GFC): theoretical review. *IPTEK Journal of Proceedings Series*, 1, 243–248. <http://dx.doi.org/10.12962/j23546026.y2020i1.7858>
- Ivanov, V. V., & Fedorova, Yu. I. (2015). Problems of selecting indicators for estimating a default of a credit organization. In *Theoretical and practical aspects of modern science development: works of the 15th International scientific-practical conference* (pp. 83–89). Nauchno-informatsionnyi izdatel'skii tsentr "Institut strategicheskikh issledovaniy" (In Russ.).
- Jo, K. Choi, G., Jeong, J., & Ahn, K. (2022). Forecasting bank default with the Merton Model: the case of US bank. In *International Conference in Computational Science – ICCS 2022. 15 June 2022* (pp. 682–691). https://doi.org/10.1007/978-3-031-08751-6_49
- Kahn, C., & Papanikolaou, N. (2013, April). What problem banks reveal about future financial distress: Evidence from the late 2000s financial crisis. *SSRN Electronic Journal*. https://www.researchgate.net/publication/228202404_What_Problem_Banks_Reveal_About_Future_Financial_Distress_Evidence_from_the_Late_2000s_Financial_Crisis
- Kalitskaya, V. V., Rykalina, O. A., & Balandina, Ya. A. (2022). Methodologies for assessing the probability of bankruptcy and inconviction of credit organizations and enterprises. *StudNet*, 6, 6609–6620. (In Russ.).
- Kaminskii, A. M., Kostrov, A. V., & Murzenkov, T. N. (2012). *Modeling the probability of default of the Russian banks with econometric methods*. Moscow. (In Russ.).

- Kasyanova, M. A., Pekarskaya, O. A., & Saitgareeva, L. F. (2020). On predicting a bankruptcy of a credit organization. *Uspekhi sovremennoi nauki i obrazovaniya*, 4(5), 26–31. (In Russ.).
- Klaas, Ya. A., & Klaas, T. A. (2018). Identification of Risk Factors of Bankruptcy of Credit Institutions and Their Modelling. *Finance and Credit*, 24(1), 19–32. (In Russ.). <https://doi.org/10.24891/fc.24.1.19>
- Kolari, J., Glennon, D., Shin, H. & Caputo, M. (2020, January). Predicting large U.S. Commercial Failures. *OCC Economics Working Paper*.
- Kosorukova, I., & Bratanov, A. (2021). Assessment of the bank's financial stability based on a risk-based approach. *Theoretical and practical aspects of Management*, 2, 117–137. (In Russ.). <https://doi.org/10.46486/0234-4505-2021-2-117-137>
- Lanine, G., & Vennet, R. (2006). Failure prediction in the Russian bank sector with logit and trait recognition models. *Expert Systems with Applications*, 30(3), 463–478. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.10.014>
- Macedo, S., & Jose, M. (2019). *Bankruptcy prediction models for banks using camel factors*. Tilburg University.
- Martin, D. (1977). Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach. *Journal of Banking & Finance*, 1(3), 249–276.
- Martynenko, N. N., & Tereshchenko, L. G. (2019). Bankruptcy diagnostics commercial banks: refinement of the settlement mechanism. *Financial Markets and Banks*, 1, 45–49. (In Russ.).
- Matsulevich, R. M. (2014). Methods of predicting the probability of a bankruptcy of a credit organization. *Mezhdunarodnyi nauchno-issledovatel'skii zhurnal*, 3-3(22), 48–50. (In Russ.).
- Nagel, S., & Purnanandam, A. (2020). Banks' risk dynamics and distance to default. *The Review of Financial Studies*, 33(6), 2421–2467. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhz125>
- Oreshko, I. I., & Savina, I. A. (2019). Estimating the probability of bankruptcy of the Russian banks. *Economica i upravlenie v XXI veke: tendentsii i razvitie*, 26, 139–142. (In Russ.).
- Peresetskii, A. A. (2013). Models of reasons for retrieving licenses of the Russian banks. Impact of unaccounted factors. *Applied Econometrics*, 2(30), 49–64. (In Russ.).
- Radionova, M. V., & Pristupina, Yu. V. (2019). Modeling the probability of default of Russian banks. *Finance and Credit*, 6(786), 1336–1352. (In Russ.). <https://doi.org/10.24891/fc.25.6.1336>
- Salakhedinova, G. A. (2021). Theoretical studies on the tools for assessing the bankruptcy of credit institutions. *Audit Journal*, 3, 134–137. (In Russ.).
- Shuba, N. A. (2022). Probability of default of a credit institution: signal indicators of insolvency and their assessment. *Nauchnyi al'manakh Tsentral'nogo Chernozem'ya*, 1-2, 237–240. (In Russ.).
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: a simple hazard model. *The Journal of Business*, 74(1), 101–124. <https://doi.org/10.1086/209665>
- Sinelnikova-Muryleva, E. V., Gorshkova, T. G., & Makeeva, N. V. (2018). Default Forecasting in the Russian Banking Sector. *Economic Policy*, 13(2), 8–27. (In Russ.). <https://doi.org/10.18288/1994-5124-2018-2-01>
- Solovyeva, N. N. (2020). Predicting the bankruptcy of a commercial bank in the system of financial risks management. In: *Economics in theory and practice: topical issues and modern approaches: collection of works of the 4th International scientific-practical conference* (pp. 213–215). Penza. (In Russ.).
- Vinokurova, T. G. (2019). Model of predicting defaults in the banking sector. In *Sayapinskiye chteniya: collection of works of the 2nd All-Russia (national) scientific-practical conference* (pp. 45–50). (In Russ.).
- Yashina, N. I., Makarova, S. D., Makarov, I. A., & Otdelkina, A. A. (2017). Forecasting the Commercial Bank Default Based on a Probabilistic Model. *Economic Analysis: Theory and Practice*, 16(12), 2376–2391. (In Russ.). <https://doi.org/10.24891/ea.16.12.2376>
- Zakirova, D. F., & Vafin, I. A. (2018). Study of factors influencing bankruptcy probability of credit organizations. *Kazanskii Ehkonomicheskii Vestnik*, 1(33), 59–63. (In Russ.).
- Zakirova, D. F., Panteleev, D. S., & Zakirova, E. F. (2018). Estimating bankruptcy probability of credit organizations. *International Transaction Journal of Engineering Management & Applied Sciences & Technologies*, 9(4), 307–315.
- Zakirova, D. F., Zakirova, E. F., & Potapova, E. A. (2019). Formation of a method for determination of a commercial credit bank rating. *International Journal of Emerging Technologies*, 10(2a), 129–132.
- Zhao, H., Sinha, A., & Ge, W. (2009). Effects of feature construction on classification performance: An empirical study in bank failure prediction. *Expert Systems with Applications*, 36, 2633–2644. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.01.053>
- Zubarev, A., & Bekirova, O. (2020). Analysis of Bank Default Factors in 2013–2019. *Economic Policy*, 15(3), 106–133. <https://doi.org/10.18288/1994-5124-2020-3-106-133>

Конфликт интересов / Conflict of Interest

Автором не заявлен / No conflict of interest is declared by the author

История статьи / Article history

Дата поступления / Received 22.05.2023

Дата одобрения после рецензирования / Date of approval after reviewing 15.12.2023

Дата принятия в печать / Accepted 15.12.2023