

УДК 330.4

**ЭКОНОМИКО-МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ В ОЦЕНКЕ
ФИНАНСОВОЙ УСТОЙЧИВОСТИ РОССИЙСКИХ БАНКОВ****¹Бурова И.В., ²Паничкина М.В.**

¹*Крымский Федеральный университет им. В.И. Вернадского,
Академия Строительства и Архитектуры, Симферополь, e-mail: ira.vasilevna.59@mail.ru;*
²*Южный федеральный университет, ИУЭС, Таганрог, e-mail: panichkina@inbox.ru*

Целью исследования является анализ применения экономико-математических методов для построения модели вероятности банкротства кредитных организаций на основе бинарной логистической регрессии. Основными методами, нашедшими применение в настоящем исследовании, являются методы эконометрической, системного и экономического анализа. В качестве базовой модели была использована логистическая регрессия. Применение таких эконометрических методов, как кластерный и факторный анализ, позволило на основании информации об обязательных резервах, чистой ссудной задолженности и нераспределенной прибыли кластеризовать кредитные организации и дать количественную оценку вероятности их банкротства на 2018 г. Эмпирическую базу для проведенного исследования составила информация о финансовом состоянии кредитных организаций Российской Федерации в 2018 г., представленная на крупнейшем независимом финансовом интернет-портале Банки.Ру. Результаты работы: получено уравнение бинарной логистической регрессии, позволяющее построить модель вероятности банкротства кредитных организаций, экономическая интерпретация которой позволяет сделать вывод о наибольшем влиянии на вероятность банкротства банков таких факторов, как чистая ссудная задолженность и выпущенные долговые обязательства, соотношенные с уставным капиталом. Область применения: полученные результаты могут быть использованы в практике управления коммерческих банков в рамках реализации задач риск-менеджмента. Проверка качества полученной бинарной логистической регрессии показала, что данная модель является адекватной и может быть использована в организациях банковского сектора для оценки и прогнозирования вероятности ухудшения финансового состояния кредитной организации. Перспективным направлением развития модели видится включение в модель показателей банковских рейтингов для более точной оценки риска наступления банкротства.

Ключевые слова: кредитные организации, банковский сектор, банкротство, финансовое состояние, эконометрические методы, логистическая регрессия

**ECONOMIC AND MATHEMATICAL METHODS FOR ASSESSING
THE FINANCIAL STABILITY OF RUSSIAN BANKS****¹Burova I.V., ²Panichkina M.V.**

¹*Crimean Federal University. V.I. Vernadskogo, Academy of civil engineering and Architecture,
Simferopol, e-mail: ira.vasilevna.59@mail.ru;*
²*Southern Federal University, IWES, Taganrog, e-mail: panichkina@inbox.ru*

The purpose of the study is to use economic and mathematical methods to construct a model of the probability of bankruptcy of credit institutions based on binary logistic regression. The main methods used in this study are: methods of econometric analysis, system and economic analysis. Logistic regression was used as the basic model. The use of such econometric methods as cluster and factor analysis made it possible, based on information on mandatory reserves, net loan debt and retained earnings, to cluster credit institutions and quantify the probability of their bankruptcy in 2018. The empirical basis for the study was the information on the financial condition of credit institutions of the Russian Federation in 2018, presented on the largest independent financial Internet portal-Banks. Roo. Results: a binary logistic regression equation is obtained that allows us to construct a model of the probability of bankruptcy of credit institutions, the economic interpretation of which allows us to conclude that such factors as net loan debt and issued debt obligations related to the authorized capital have the greatest impact on the probability of bank bankruptcy. Scope of application: the results obtained can be used in the management practice of commercial banks as part of the implementation of risk management tasks. The quality control of the obtained binary logistic regression showed that this model is adequate and can be used in organizations of the banking sector to assess and predict the probability of deterioration of the financial condition of a credit institution. A promising direction for the development of the model is the inclusion of bank ratings indicators in the model for a more accurate assessment of the risk of bankruptcy.

Keywords: credit organizations, banking sector, bankruptcy, financial condition, econometric methods, logistic regression

В связи с тем, что необходимым условием эффективного функционирования рыночной экономики является наличие налаженной финансовой системы, обязательным элементом которой служит система кредитных организаций [1, 2], образующая специфическую экономическую и орга-

низационно-правовую структуру, обеспечивающую функционирование денежного рынка и экономики в целом, исследование финансовой устойчивости кредитной организации, т.е. ее состояния, которое характеризуется сбалансированностью финансовых потоков, достаточностью денежных

средств для поддержания своей платежеспособности и ликвидности, а также рентабельностью деятельности, представляется актуальным.

Целью исследования является применение экономико-математических методов для построения модели вероятности банкротства кредитных организаций на основе бинарной логистической регрессии.

Материалы и методы исследования

Исследование существующих методов оценки финансовой устойчивости кредитной организации показало, что в настоящее время существует немало подходов, отличающихся параметрами, показателями и даже способами представления результатов. Так, детально исследовать деятельность банка и выявить специфические черты его функционирования позволяет коэффициентный анализ, предоставляющий возможность осуществить детализированный расчет параметров, характеризующих разнообразные стороны деятельности кредитных организаций. Преимуществами метода являются надежность и возможность вычисления большого количества важных показателей финансовой устойчивости банка, но при этом громоздкость метода усложняет процесс выявления общих тенденций, не дает возможности сделать обобщающую оценку и определить преимущества одной кредитной организации перед другой.

Существуют рейтинговые методы оценки банков, в результате которых объект, который анализируется, попадает под характеристику, которая отвечает его теперешнему финансовому состоянию и прогнозу деятельности. Расчет показателей по рейтинговым системам помогает выявить направления развития кредитно-финансового рынка и делать выводы о состоянии банковской системы. Однако рейтинговые методы оценки не всегда позволяют предвидеть изменения надежности и устойчивости банков, поскольку результативность методов зависит от качества информационной базы и экспертных предпочтений.

Наиболее современным подходом к оценке финансовой устойчивости банков являются математико-статистические методы [3, 4] (SEER Rating, SCOR, SEER Risk Rank, Bank Calculator – OCC, SAABA, модель оценки перспективной финансовой устойчивости банка, методика рейтинга динамичной финансовой стабильности банков и др.). Их особенность заключается в том, что они оценивают финансовую устойчивость банка на перспективу, что дает возможность заблаговременно предпринять меры во избежание потерь, и используют только количественные данные и комплекс-

ные статистические модули, программы и подходы для подготовки выводов о перспективах развития банка. Ограниченное использование математико-статистических методов в настоящее время можно объяснить некоторой сложностью и потребностью владения знаниями в области теории вероятности и математической статистики [5, 6]. Стоит отметить, что математико-статистические методы дают возможность при использовании неконфиденциальной информации осуществить ее глубокий и обстоятельный анализ [6, 7], получить более объективную оценку финансовой устойчивости банка, чем это возможно рейтинговыми методами, поэтому их использование в целях исследования финансовой устойчивости кредитной организации предпочтительнее [5, 8, 9].

Эмпирическую базу для проведенного исследования составила информация о финансовом состоянии кредитных организаций Российской Федерации, представленная на крупнейшем независимом финансовом интернет-портале Банки.Ру, источником данных на котором является Центральный Банк РФ, что делает информацию официальной и достоверной.

В 2018 г. Центральным Банком Российской Федерации были отозваны лицензии у 60 кредитных организаций. При этом 20 из них были лишены лицензии, а 40 оставшихся были признаны банками-банкротами [10]. По этим 40 банкам-банкротам, а также еще по 114 функционирующим банкам была собрана такая информация, как объем обязательных резервов, чистой ссудной задолженности, вкладов (средств) физических лиц, в том числе индивидуальных предпринимателей, нераспределенной прибыли, выпущенных долговых обязательств, собственных средств, средств кредитных организаций, отложенных налоговых обязательств.

На предварительном этапе была построена гистограмма распределения, на основании которой был сделан вывод, что в генеральной совокупности количество активных банков значительно выше, чем количество банков, которые были признаны банкротами. Данный вывод соответствует действительности, однако выборка является смещенной, что не позволяет получить верные статистические результаты. Возникает необходимость в формировании такой совокупности, в которую входили бы как действующие банки, так и банки-банкроты, которые бы являлись сопоставимыми. Оценка разброса между средними значениями по банкам-банкротам и активным банкам (табл. 1) показала большую степень разброса данных, что может стать причиной низкой точности модели.

Таблица 1

Описательные статистики

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8
Банкрот.	151168	5957019	5643770	109770	52657	850581	643748 1	13013
Активн.	9271842	382841441	178446036	30269357	14832231	74071914	43751149	903109
Разброс	9120674	376884422	172802267	30159586	14779573	73221333	43107401	890096

Примечание: рассчитано автором с использованием ПП Statistica 13.0.

Таблица 2

Дисперсионный анализ

Переменная	Дисперсионный анализ					
	SS	CC	SS	CC	F	Значимость P
ОР	152,6093	7	0,390747	142	5041,744	0,00
ЧСЗ	152,6141	7	0,385941	142	5104,695	0,00
НРП	151,8370	7	1,162979	142	1685,394	0,00

Примечание: рассчитано автором с использованием ПП Statistica 13.0.

Таблица 3

Средние кластеров

Переменная	Значения кластеров							
	Кластер 1	Кластер 2	Кластер 3	Кластер 4	Кластер 5	Кластер 6	Кластер 7	Кластер 8
ОР	11,13532	1,032635	2,217882	4,055162	0,222993	-0,043727	-0,111354	-0,075946
ЧСЗ	12,19575	0,559540	0,720237	0,514173	0,115116	0,016976	-0,139893	-0,130889
НРП	12,16999	-0,007709	0,491717	0,873879	-0,018348	-0,044985	-0,370230	-0,093289

Примечание: рассчитано автором с использованием ПП Statistica 13.0.

Для получения более однородной выборки было принято решение провести кластерный анализ [7, 9]. Кластерный анализ был проведен в программном продукте Statistica с использованием метода К-средних. Изначально все переменные были стандартизированы.

В ходе исследования предпринимались попытки разделить всю совокупность на 4 и на 8 кластеров, но из-за большого количества независимых переменных в отдельные кластеры выделялись только одни из самых крупных банков, такие как Сбербанк, ВТБ, Газпромбанк и иные, а основная масса банков, как активных, так и банкротов, попадала в один кластер. Это послужило причиной сокращения количества независимых переменных. Банки были кластеризованы на основании информации об обязательных резервах (ОР), чистой ссудной задолженности (ЧСЗ) и нераспределенной прибыли (НРП). Заданное количество кластеров было равно 8. В табл. 2 приведены результаты дисперсионного анализа для определения уровня значимости различий между кластерами.

В связи с тем, что фактическая вероятность допустить ошибку первого рода меньше допустимого уровня значимости (5%), различия между полученными кластерами значимы, а поскольку дисперсия между кластерами больше, чем внутри кластеров, можно сделать вывод о правильности разбиения и справедливости расчетов для всех трех показателей.

В табл. 3 представлены средние величины кластеров по всем переменным.

Результаты исследования и их обсуждение

По итогам кластерного анализа были образованы 8 кластеров, в первый из которых попал один объект – Сбербанк России, во второй – два (Газпромбанк и ВТБ), в третий – 12 банков, в четвертый – 13, в пятый – 23, в шестой – 9, в седьмой – 7, в восьмой – 87. В восьмой кластер попадают все 40 банков, которые были признаны банкротами в 2018 г., а также 47 активных в настоящее время банков. Подобное распределение дает возможность построения адекватной логит-модели.

В связи с тем, что значения показателей сильно варьируют, что может привести к трудностям при построении модели, их необходимо привести к сопоставимому виду путем перехода от абсолютных показателей к относительным. Для этого выбранные переменные были соотнесены с уставным капиталом (табл. 4).

В табл. 4 приведены парные коэффициенты корреляции, рассчитанные для таких переменных, как обязательные резервы, поделенные на уставный капитал (X1), чистая ссудная задолженность, поделенная на уставный капитал (X2), вклады (средства) физических лиц, в том числе индивидуальных предпринимателей, поделенные на уставный капитал (X3), нераспределенная прибыль, поделенная на уставный капитал (X4), выпущенные долговые обязательства, поделенные на уставный капитал (X5), собственные средства, поделенные на уставный капитал (X6), средства кредитных организаций, поделенные на уставный капитал (X7), и отложенные налоговые обязательства, соотнесенные с уставным капиталом (X8).

На начальном этапе построения логит-модели была проведена попарная оценка влияния каждого отдельного фактора на финансовую устойчивость банков. Для банков-банкротов $Z = 1$, для действующих банков $Z = 0$.

В результате исследования парных регрессий было выяснено, что значимы-

ми для модели являются переменные X1, X2, X3, X4, X5 и X6. Для них вероятность ошибочного отклонения нулевой гипотезы (p) меньше заданного порогового значения (0,05). Также оценки статистической значимости, полученные при помощи t -критерия, превышают табличное значение ($t_{табл} = 1,9876083$). Переменные X7 и X8 являются незначимыми.

На следующем этапе была проведена оценка множественной регрессии. В модель были включены все значимые и незначимые переменные. В дальнейшем из модели были постепенно исключены незначимые факторы.

В результате было получено уравнение бинарной логистической регрессии, в которой значение Z – вероятность банкротства для кредитной организации.

$$Z = -0,6966112 + 1,24907X1 - 3,095025X2 + 2,18126X3 + 2,56898X4 - 0,4230538X5 + 2,69893X6.$$

Для оценки качества построенной бинарной логистической модели было проанализировано отношение несогласия (табл. 5).

Таким образом, проверка качества полученной бинарной логистической регрессии показала, что данная модель является адекватной.

Таблица 4

Парные коэффициенты корреляции

Переменная	Матрица корреляции								
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	Z
X1	1,000000	0,111862	0,282396	-0,138974	0,286074	-0,323889	0,057667	-0,061875	0,060396
X2	0,111862	1,000000	0,467415	-0,015736	-0,014617	0,092938	0,271722	0,005027	0,106033
X3	0,282396	0,467415	1,000000	-0,290862	-0,025488	-0,236541	0,369895	-0,041733	0,155562
X4	-0,138974	-0,015736	-0,290862	1,000000	0,020347	0,193617	0,027597	0,049679	-0,124640
X5	0,286074	-0,014617	-0,025488	-0,025488	1,000000	0,021746	-0,032858	-0,006519	-0,147882
X6	-0,323889	0,092938	-0,236541	0,193617	0,021746	1,000000	0,121200	0,045882	-0,107261
X7	0,057667	0,271722	0,369895	0,027597	-0,032858	0,121200	1,000000	0,148968	0,019370
X8	-0,061875	0,005027	-0,041733	0,049679	-0,006519	0,045882	0,148968	1,000000	-0,012034
Z	0,060396	0,106033	0,155562	-0,124640	-0,147882	-0,107261	0,019370	-0,012034	1,000000

Примечание: рассчитано автором с использованием ПП Statistica 13.0.

Таблица 5

Оценка качества модели

Наблюдения	Классификация. Отн. шансов: 4,3750 Проц. верн: 87,18%		
	Предсказ. 1,000000	Предсказ. 0,000000	% Правильн.
1,000000	34	6	85,0000
0,000000	5	42	89,3617

Примечание: рассчитано автором с использованием ПП Statistica 13.0.

Экономическая интерпретация полученной модели позволяет сделать вывод, что с увеличением таких показателей, как чистая ссудная задолженность и выпущенные долговые обязательства, повышается вероятность банкротства банка, тогда как обязательные резервы, вклады (средства) физических лиц, в том числе индивидуальных предпринимателей, нераспределенная прибыль и собственные средства повышают финансовую устойчивость кредитной организации. Наибольшее положительное влияние на вероятность банкротства кредитной организации оказывают чистая ссудная задолженность, поделенная на уставный капитал, и выпущенные долговые обязательства, поделенные на уставный капитал. Банкротство кредитной организации прямо пропорционально значению данных показателей. Обратными пропорциональными банкротству банка являются значения обязательных резервов, поделенных на уставный капитал, вкладов (средств) физических лиц, в том числе индивидуальных предпринимателей, соотношенных с уставным капиталом, нераспределенной прибыли, поделенной на уставный капитал, и собственных средств, соотношенных с уставным капиталом.

Выводы

В данном исследовании построена адекватная модель, которая может использоваться для оценки вероятности и прогнозирования банкротства кредитной организации. В ходе работы была обнаружена зависимость банкротства банка от таких переменных, как чистая ссудная задолженность и выпущенные долговые обязательства. В то же время обязательные резервы, вклады (средства) физических лиц, в том числе индивидуальных предпринимателей, нераспределенная прибыль и собственные средства повышают финансовую устойчи-

вость кредитной организации. Полученные результаты могут быть использованы в практике управления коммерческих банков в рамках реализации задач риск-менеджмента. Перспективным направлением развития модели видится включение в модель показателей банковских рейтингов для более точной оценки риска наступления банкротства.

Список литературы

1. Дробышевский С.М., Зубарев А.В. Факторы устойчивости российских банков в 2007–2009 гг. М.: Ин-т Гайдара, 2011. 104 с.
2. Можанова И.И. Финансовая устойчивость коммерческих банков и нефинансовых организаций: теоретический и практический аспекты // Финансы и кредит. 2014. № 4. (580). С. 36–44.
3. Бычков, В.Е. Яшина Н.И. Прогностический и предупредительный потенциал бинарной логистической регрессии в проблеме банкротства коммерческих банков. // Молодёжный научный вестник. 2017. № 5(17). С. 214–220.
4. Паничкина М.В., Бурова И.В. Экономико-статистический анализ воздействия территориальных и отраслевых факторов на уровень производительности труда // Фундаментальные исследования. 2018. № 5. С. 91–96.
5. Бурова И.В. Использование регрессионного анализа в оценке стоимости объектов регионального рынка недвижимости // Региональные проблемы преобразования экономики. 2020. № 2 (112). С. 39–45.
5. Бурова И.В. Экономико-математический анализ эффективности использования персонала организации сферы санаторно-курортного обслуживания // Финансовая экономика. 2019. № 4. С. 481–485.
6. Головань С.В., Карминский А.М., Копылов А.В., Пересецкий А.А. Модели вероятности дефолта российских банков. М.: Российская экономическая школа, 2003. 49 с.
7. Иванов В.В. Построение методологии моделирования вероятности наступления дефолта банка в российских условиях // Актуальные вопросы экономики и управления: материалы III Международной научной конференции (Москва, 2015 г.). М.: БукиВеди, 2015. С. 65–69.
8. Кузнецов Д.Ю., Трошина Т.Л. Кластерный анализ и его применение // Ярославский педагогический вестник. 2016. № 4 (49). С. 103–107.
9. Пересецкий А.А. Модели причин отзыва лицензий российских банков. Влияние неучтенных факторов // Прикладная эконометрика. 2013. № 2 (30). С. 49–64.