

DOI: 10.26794/2587-5671-2019-23-5-62-74

УДК 347.736:69(045)

JEL G17, G33

Моделирование вероятности банкротства строительных организаций в Российской Федерации

А.В. Войко

Финансовый университет, Москва, Россия

<https://orcid.org/0000-0002-2387-3440>

АННОТАЦИЯ

Статья посвящена проблеме определения основных факторов, влияющих на вероятность банкротства строительных организаций Российской Федерации. Прогнозирование возможности банкротства является актуальным как для отдельных компаний, так и для отраслей народного хозяйства. Имеющиеся методики прогнозирования банкротства созданы достаточно давно и не учитывают отраслевой специфики организаций. В статье исследуется механизм прогнозирования вероятности банкротства, основанный на применении логит-моделей. Обоснованы критерии, влияющие на вероятность банкротства, предложена математическая модель для расчета такой вероятности. Проведена апробация предложенной модели в условиях реальной компании. На базе сформированной выборки малых и средних компаний строительной отрасли предлагается логит-модель, отражающая основные факторы, влияющие на финансовое состояние строительных компаний в России и, следовательно, на вероятность их банкротства. Тестирование полученной модели на базе фактических данных предприятий строительной отрасли показало ее высокую прогностическую способность. Результаты исследования открывают возможность прогнозирования банкротства строительных организаций с помощью применения логит-моделей.

Ключевые слова: банкротство; строительные компании; прогнозирование банкротства; регрессия; логит-модель

Для цитирования: Войко А.В. Моделирование вероятности банкротства строительных организаций в Российской Федерации. *Финансы: теория и практика*. 2019;23(5):62-74. DOI: 10.26794/2587-5671-2019-23-5-62-74

Bankruptcy Prediction Models for Construction Companies in the Russian Federation

A.V. Voiko

Financial University, Moscow, Russia

<https://orcid.org/0000-0002-2387-3440>

ABSTRACT

The article is concerned with determining the main predictors of bankruptcy in construction organizations in the Russian Federation. Probabilistic prediction of bankruptcy is relevant for both individual companies and sectors of the national economy. Developed a long time ago, the existing bankruptcy prediction methods do not consider the industry specifics of organizations. The article investigates the mechanism for probabilistic prediction of bankruptcy based on logit models. Criteria affecting the bankruptcy probability were substantiated; a mathematical model was proposed to calculate the probability. The provided model was tested in a real company. Based on the sample of small and medium-sized construction companies, the author proposed a logit model reflecting the main factors affecting the financial state of construction companies in Russia and, therefore, the likelihood of their bankruptcy. Testing the model on the actual data from the construction enterprises showed its high predictive power. The study results allow predicting the bankruptcy in construction organizations by means of logit models.

Keywords: bankruptcy; construction companies; bankruptcy prediction; regression; logit model

For citation: Voiko A.V. Bankruptcy prediction models for construction companies in the Russian Federation. *Finance: Theory and Practice*. 2019;23(5):62-74. DOI: 10.26794/2587-5671-2019-23-5-62-74

ВВЕДЕНИЕ

В соответствии с принятым Федеральным законом от 25.12.2018 № 478-ФЗ «О внесении изменений в Федеральный закон „Об участии в долевом строительстве многоквартирных домов и иных объектов недвижимости и о внесении изменений в некоторые законодательные акты Российской Федерации” и отдельные законодательные акты Российской Федерации» с 1 июля 2019 г. компании-застройщики обязаны использовать эскроу-счета для привлечения и хранения денежных средств покупателей недвижимости. При этом собственно процесс строительства недвижимости предполагается финансировать за счет кредитных средств, предоставляемых банками. Средства покупателей недвижимости остаются на эскроу-счетах вплоть до окончания строительства или возвращаются покупателю в случае расторжения договора долевого участия.

В то же время у компаний-застройщиков возникает необходимость обслуживать кредит, полученный в уполномоченном банке, что увеличивает объем расходов строительной компании и отток денежных средств.

Отсюда возникает вопрос: насколько легко строительные компании смогут пережить это нововведение, и не приведет ли это к череде банкротств среди компаний застройщиков?

Прогнозирование дефолтов предприятий, включая компании строительного сектора как одной из важнейших отраслей, определяющих развитие экономики страны, является актуальной проблемой для России, так как строительная отрасль, в свою очередь, входит в число наиболее подверженных риску банкротства [1]. Индекс предпринимательской уверенности (ИПУ) в строительном секторе, один из главных показателей делового климата в отрасли, в IV квартале 2018 г. был равен (-19%). Это означает, что прогноз в целом по отрасли негативный, несмотря на присутствие на рынке таких успешных крупных компаний, как «ПИК» или «Донстрой».

Важно понимать особенные черты строительного сектора, которые отличают его от других отраслей в экономике. Данные отличия вызваны специфичностью конечного продукта и сложностью применяемых технологий производства и труда. К характеристикам, присущим области строительства, относятся следующие аспекты:

- неоднородность процесса строительства и конечной продукции;
- связь между всеми технологическими операциями в ходе процесса стройки. Важна строгая последовательность производственных процессов.

Таким образом, временной сдвиг одного из этапов стройки непосредственно влияет на пересмотр всего плана строительства;

- неравномерное соотношение строительно-монтажных работ по их трудозатратам и разновидностям в процессе постройки объектов. Данная особенность затрудняет планирование необходимого количества рабочих, а также уровень их квалификации;
- включенность в процесс строительства большого числа компаний: может быть задействовано сразу несколько организаций (генподрядчик и субподрядчик);
- большая материалоемкость строительной отрасли. Материальные затраты составляют 50–70% от общей сметной стоимости объектов строительства;
- влияние климатических и региональных условий на процесс строительных работ. Это означает, что в зависимости от региона страны и его климатических условий могут требоваться различные затраты трудовых и производственных ресурсов. На процесс строительства оказывают влияние такие факторы, как погодные условия, рельеф, заболоченность местности и возможность доставки до места стройки необходимых материалов [2].

Таким образом, строительная сфера является довольно трудной для ведения бизнеса из-за большого числа специфических особенностей данной отрасли.

Согласно статистике Росстата начиная с 2013 г. наблюдается стабильный прирост количества строительных компаний в России.

На *рис. 1* мы видим, что число действующих строительных компаний выросло за 5 лет с 217 961 в 2013 г. до 279 496 в 2017 г. Получается, что число компаний, функционирующих в данной отрасли, каждый год увеличивалось от 2 до 17%. Также заметен рост объемов работ, выполненных в сфере строительства.

Так, за 5 лет объемы работ, выполненные по виду экономической деятельности «строительство», выросли с 6019,5 млрд руб. в 2013 г. до 7573 млрд руб. и 8385,7 млрд руб. в 2017 и 2018 гг. соответственно.

Однако наряду с этими показателями можно заметить следующую статистику. Количество просроченных задолженностей по кредитам, предоставленным строительной отрасли, за последние несколько лет значительно выросло. Число строительных компаний, просрочивших свои кредитные обязательства на 1 января 2013 г., было равно 68 241, что составляло 8% от общего числа компаний-должников в России. Однако дальше данный показатель

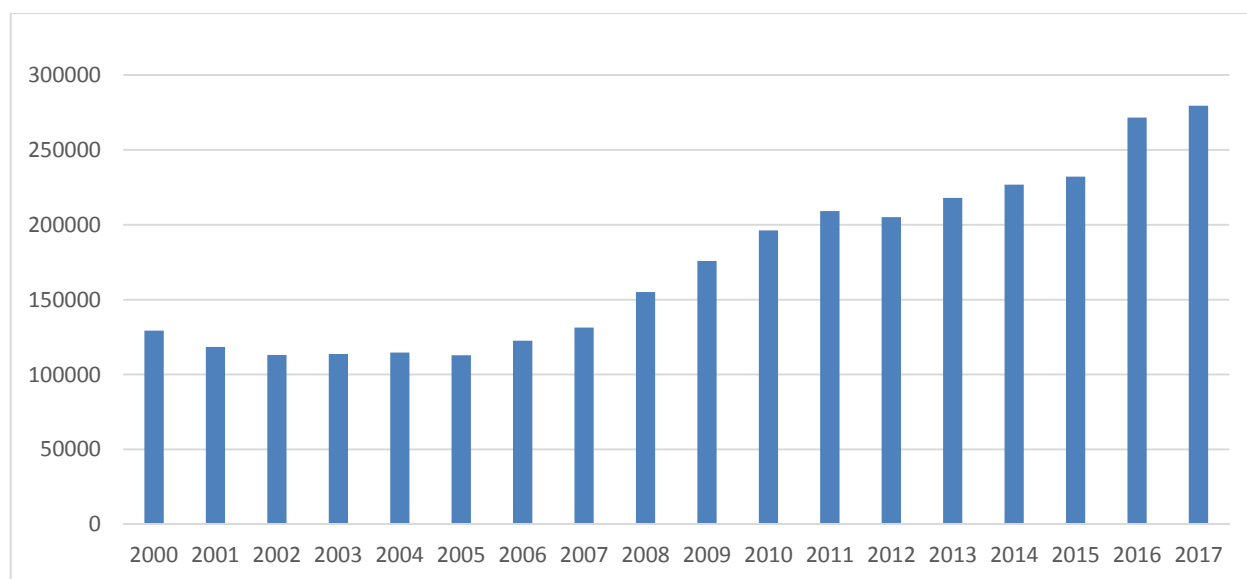


Рис. 1 / Fig. 1. Число действующих строительных компаний в Российской Федерации / Number of operating construction companies in the Russian Federation

Источник / Source: URL: http://www.gks.ru/free_doc/doc_2018/stroit-2018.pdf (дата обращения: 15.07.2019) / URL: http://www.gks.ru/free_doc/doc_2018/stroit-2018.pdf (accessed on 15.07.2019).

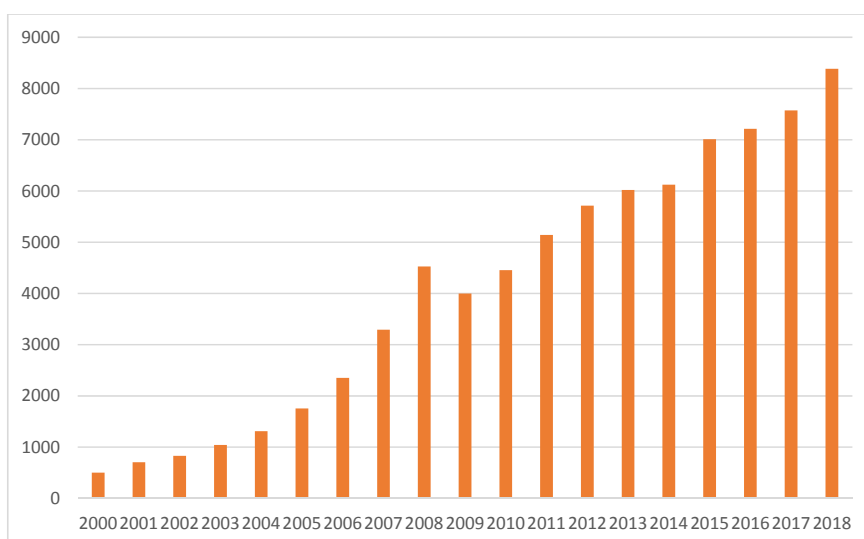


Рис. 2 / Fig. 2. Объемы работ, выполненные по виду экономической деятельности «строительство» / Scope of work performed by the type of economic activity "construction"

Источник / Source: URL: http://www.gks.ru/free_doc/doc_2018/stroit-2018.pdf (дата обращения: 15.07.2019) / URL: http://www.gks.ru/free_doc/doc_2018/stroit-2018.pdf (accessed on 15.07.2019).

демонстрировал стремительный рост, и на 1 января 2019 г. количество фирм, просрочивших свои обязательства по кредитам, составляло 287 294, или 15% от общего числа компаний.

Оценить климат в строительной отрасли можно, обратившись к индексу предпринимательской уверенности. По данным Росстата, в IV квартале 2016 г. ИПУ составлял –21%, а на конец 2017 и 2018 гг. — –20 и –19% соответственно. На IV квартал 2018 г. подрядные компании выделяют следующие факторы,

ограничивающие их деятельность: высокий уровень налогов (38%), высокая стоимость материалов (30%), недостаток заказов на работы (27%), неплатежеспособность заказчиков (25%), недобросовестная конкуренция со стороны других строительных фирм (26%), нехватка финансирования (21%), большой процент кредитов (17%), некомпетентность рабочих (12%).

Таким образом, строительная отрасль на сегодняшний день находится в нестабильном со-

стоянии. Ее восстановление после кризиса замедляется вследствие снижения доходов населения и сохраняющихся инфляционных рисков. Так, в IV квартале 2018 г. баланс по числу заключенных договоров составил (-5%). Это означает, что большинство респондентов отметило уменьшение данного показателя по сравнению с прошлым периодом. Из-за ухудшения делового климата в строительной отрасли проблема банкротств компаний становится существенной. По данным проведенного в 2017 г. опроса предпринимателей, 16–17% подрядных организаций оценивают свое состояние как предбанкротное, т. е. их финансовое состояние на протяжении 3–4 кварталов ухудшается.

Следовательно, наблюдается ситуация, когда при растущих объемах реализации (см. рис. 2) и увеличивающемся количестве участников рынка (рис. 1) число строительных организаций, имеющих признаки банкротства, также растет. Это значит, что необходимо определить факторы, которые влияют на вероятность банкротства компаний строительного сектора, а также подобрать такую модель, которая поможет в поиске и исследовании данных показателей и, а это главное, в прогнозировании финансовой несостоятельности строительных компаний. Этот вопрос может привлечь внимание не только менеджеров высшего уровня управления компаний-застройщиков, но и кредиторов строительных фирм, а также их акционеров.

Важно отметить, что не существует единой модели для прогнозирования банкротства фирмы. Также необходимо учитывать особенности рынка каждой отдельно взятой страны, так как применение зарубежных моделей к российским компаниям далеко не всегда может дать точный прогноз [3, 4].

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

На сегодняшний день существует достаточно работ по прогнозированию банкротства компаний. Они отличаются факторами, учитываемыми в моделях, их количеством, а также методами, используемыми для разработки моделей, что отмечается в работе Ю.Н. Захаровой и Н.Н. Ярмоленко [5].

Современные подходы определения финансового состояния предприятия и вероятности его банкротства предполагают использование не только моделей дискриминантного анализа, но и моделей, основанных на нейронных сетях, позволяющих проводить анализ в условиях недостатка информации и сложных нелинейных связей между переменными. Данный вывод был получен в исследовании Т.В. Варкулевич и О.Ю. Шукиной, посвященном

изучению современных подходов к прогнозированию банкротства предприятий [6].

Кроме того, все чаще обозначается необходимость учета в прогнозных моделях не только внутренних, но и внешних факторов, потенциально влияющих на вероятность банкротства предприятий [7].

Тем не менее одной из наиболее известных и популярных моделей прогнозирования банкротства остается модель Альтмана (1968 г.), являясь одним из первых примеров метода множественного дискриминантного анализа (MDA) [8]. В ней автор составил выборку из 66 американских компаний с 1946 по 1965 г. (33 действующие компании и 33 компании-банкроты). Данная модель показала довольно точные прогнозные возможности: вероятность правильного прогноза на год вперед — 95%, на два — 83%. Однако модель Альтмана (1968 г.) нельзя назвать универсальной, так как ее можно применить только к тем компаниям, акции которых торгуются на фондовом рынке. В статье Е.Ю. Федоровой, М.А. Чухланцевой и Д.В. Чекризова отмечается указанная особенность модели Альтмана [9].

Кроме того, отличия в условиях ведения бизнеса в США и в России слишком существенны, что делает применение модели Альтмана (как и модели Таффлера) затруднительным в силу недостоверности прогнозов. Этот тезис подтверждается и в работе Г.В. Давыдовой и А.Ю. Беликова [10].

В то же время в научных публикациях сравнительно малое признание получили логит-модели для целей прогнозирования банкротства предприятий. Фундаментальный вклад в изучение логит-моделей для прогнозирования банкротств внес Дж.А. Ольсон (1980 г.) [11]. Особенностью данного метода является использование регрессионного анализа моделей бинарного выбора. Прогнозируемая переменная «банкротство» в данных моделях может принимать значения «0», если компания не обанкротилась, и «1», если компанию постигло банкротство. Еще одним преимуществом логит-моделей является то, что с их помощью можно построить нелинейные факторные зависимости в моделях. В результате Ольсон вывел следующую формулу регрессии:

$$Y = -1,3 - 0,4X_1 + 0,6X_2 - 1,4X_3 + 0,1X_4 - 2,4X_5 - 1,8X_6 + 0,3X_7 - 1,7X_8 - 0,5X_9, \quad (1)$$

где X_1 — натуральный логарифм отношения активов к индексу-дефлятору ВВП;

X_2 — отношение суммы краткосрочной и долгосрочной задолженности к активам;

X_3 — отношение оборотного капитала к активам;
 X_4 — отношение краткосрочных обязательств к оборотным активам;

X_5 — отношение чистой прибыли к активам;

X_6 — отношение суммы чистой прибыли и амортизации к сумме краткосрочной и долгосрочной задолженности;

X_7 — равен 1, если совокупные обязательства превышают совокупные активы, или 0, если наблюдается обратная ситуация;

X_8 — равен 1, если чистая прибыль была отрицательной в течение последних двух лет, или 0, если она была положительной;

X_9 — отношение разницы чистой прибыли за последний отчетный период и чистой прибыли за предыдущий отчетный период к модулю суммы данных финансовых показателей [11].

Высчитав значение Y , можно найти вероятность банкротства компании, используя формулу логистической регрессии [5]:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-Y}}, \quad (2)$$

где e — экспонента (число Эйлера); а P — вероятность банкротства предприятия.

Логит-модели несколько более сложные в использовании, так как часто используют качественные переменные. Тем не менее они характеризуются достаточно высокой точностью прогноза, что позволяет их использовать в тех случаях, когда вероятность банкротства не может быть описана только финансовыми переменными.

Так, например, российский автор Г.А. Хайдаршина (2009 г.) строит логит-модель для оценки риска банкротства российских предприятий [12]. В выборку было включено 350 предприятий, отличающихся друг от друга масштабами деятельности и отраслевой принадлежностью. В итоге автор выделил 11 значимых переменных, среди которых интересно отметить возраст предприятия, его кредитную историю, коэффициент текущей ликвидности и ставку рефинансирования ЦБ РФ. По результатам исследования, точность модели, построенной Г.А. Хайдаршиной, составила 85,6%, что является довольно высоким результатом и показывает применимость логит-анализа к прогнозированию банкротства российских компаний. Также высокую предсказательную способность логит-моделей отметили в своей статье О.Е. Большакова, А.Г. Максимов и Н.В. Максимова, проведя тестирование на примере предприятий малого и среднего бизнеса [13].

Таким образом, в настоящей статье предпримем попытку построить логит-модель для прогнозиро-

вания банкротства российских строительных компаний. Специфика отрасли требует учета не только финансовых, но и нефинансовых показателей деятельности предприятий, чем и характеризуются логит-модели. Кроме того, логистические модели, в отличие от моделей дискриминантного анализа, позволяют не только определить, относятся ли компании к банкротам или нет, но и показывают вероятность, с которой фирма может оказаться банкротом [14].

Можно выделить следующие плюсы данной модели, отличающие ее от других способов прогнозирования банкротства:

- способность модели определить вероятность банкротства компаний;
- данные не обязательно должны иметь нормальное распределение, в отличие от модели дискриминантного анализа;
- результаты легко интерпретировать;
- способность модели учитывать специфические переменные для разных отраслей;
- довольно высокая точность получаемых результатов [15].

Так как рассмотренные примеры логит-анализа для прогнозирования банкротств компаний (например, модель Г.А. Хайдаршиной) показали довольно высокую прогнозную точность, есть основания полагать, что, применив данный тип модели к строительному сектору, можно также получить высокоэффективную оценку вероятности банкротств строительных фирм.

В сформированную базу данных попали 526 российских компаний строительной отрасли, специализирующихся на постройке жилых и нежилых зданий. В данной работе рассматривались микропредприятия, малые и средние предприятия. Информация об организациях и их финансовая отчетность были взяты из информационного источника СПАРК.

Выборка состоит из открытой бухгалтерской отчетности строительных компаний за 2014–2017 гг. Таким образом, выборка включает в себя данные за кризисный период с 2014 по 2015 г. Однако было принято решение не исключать эти данные, так как подобные колебания рыночной конъюнктуры могут быть вполне ожидаемы в будущем и включение данной информации может улучшить прогнозные качества модели. Напротив, выбор конкретного периода времени (период спада или период подъема) привел бы к тому, что построенная модель могла бы оценивать вероятность банкротства только с учетом текущей конъюнктуры строительной отрасли, что ухудшило бы ее прогнозную точность и сузило возможности применения.

Выборка содержит информацию по 370 действующим компаниям и 156 компаниям, которые были ликвидированы или находятся в процессе своего банкротства по состоянию на 31.12.2017 г. Большинство из этих организаций имеют открытую организационно-правовую форму. Данное решение о выборке компаний было принято из-за того, что публичные компании требовательнее относятся к своей отчетности, поскольку она открыта для широкого круга лиц.

Зависимая переменная в модели является бинарной и принимает значение «1», в случае если компания является банкротом, и «0», если она является действующей. Для компаний банкротов в выборку попали только те бухгалтерские отчеты, которые были сделаны последними перед периодом банкротства, так как очень тяжело конкретно сказать, в какой момент организация стала финансово несостоятельной. Кроме того, период между тем моментом, когда компания начинает испытывать финансовые проблемы, и тем, когда арбитражный суд выносит решение о признании данной фирмы банкротом, может варьироваться от довольно малого до нескольких лет [16].

ВЫБОР ОБЪЯСНЯЮЩИХ ПЕРЕМЕННЫХ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ LOGIT-МОДЕЛИ

Одной из главных задач данной работы является выбор показателей, влияющих на вероятность банкротства строительных компаний. Автор проанализировал большое количество работ, посвященных логит-анализу для прогнозирования дефолта компаний, и отобрал наиболее подходящие факторы для исследуемой модели. В итоге в данной работе за объясняющие переменные берутся наиболее значимые показатели из других эмпирических исследований по прогнозированию банкротства организаций. К ним относятся как классические исследования по прогнозированию банкротства (Е. I. Altman (1968) [8], J. A. Ohlson (1980) [11]), так и современные исследования (В. Ю. Жданов, О. А. Афанасьева (2011) [15], С. А. Горбатков, С. А. Фархиева (2018) [17]).

Выбор финансовых показателей во многом отталивается от определения банкротства. Как отмечалось ранее, банкротство означает отсутствие у компании средств для погашения долга [18]. Это выражается в том, что организация не может создавать новые денежные потоки или привлекать внешнее финансирование. Как следствие, фирма не имеет достаточно средств для покрытия своих обязательств.

Одним из показателей, демонстрирующих способность компании выплачивать текущие обяза-

тельства, является коэффициент текущей ликвидности ($curLiq$), который рассчитывается как отношение оборотных активов к краткосрочным обязательствам. Важно также отметить коэффициент платежеспособности ($SvsO$), который равен отношению собственного капитала ко всем обязательствам. Коэффициент платежеспособности показывает, насколько сильно компания зависима от своих кредиторов и устойчива в кризисной ситуации, когда привлечение внешних инвестиций затрудняется.

Для проверки рентабельности и эффективности управления компанией в данном исследовании были выбраны следующие показатели:

- ROE — отношение чистой прибыли к собственному капиталу. Данный индекс позволяет оценить эффективность вложенных собственных средств в компанию. При успешном функционировании компании данный показатель должен быть больше 1;
- ROA (Return on assets) — отношение чистой прибыли ко всем активам компании. Показатель ROA позволяет оценить, какую чистую прибыль может извлечь каждая единица активов. Данный коэффициент дает возможность оценить эффективность работы менеджмента компании.
- ROS (Return on sales) — отношение чистой прибыли к выручке компании. ROS является еще одним важным показателем для оценки эффективности деятельности компании. Он позволяет сравнить рентабельность деятельности фирм внутри одной отрасли.

Показатели, отражающие ликвидность ($curLiq$), платежеспособность ($SvsO$) и рентабельность компании (ROE, ROA, ROS), стали еще более значимыми для строительных фирм после введения новой поправки к Федеральному закону от 01.07.2018 № 214-ФЗ. Вышеупомянутые коэффициенты отражают способность компании вовремя платить по своим обязательствам и эффективно распоряжаться вложенными в нее средствами.

Также проверим некоторые гипотезы о влиянии нефинансовых показателей на вероятность банкротства фирмы. Например, в работе Б. Б. Демешева и А. С. Тихоновой (2014) проверяется следующая гипотеза: чем старше компания, тем ниже вероятность ее банкротства [19]. Возраст компании (age) действительно может играть важную роль в ее функционировании. С каждым новым законченным проектом строительные организации потенциально будут иметь большее количество собственных средств, которые возможно будет потратить на развитие бизнеса. Это может уменьшить зависимость

компании от внешнего финансирования и снизить вероятность ее банкротства.

Еще одной гипотезой, проверяемой в данной статье, является отрицательная зависимость между размером компании (*comp_size*) и вероятностью ее банкротства. Небольшим или только начинающим свое развитие компаниям крайне непросто привлекать кредитные средства для реализации задуманных проектов, поэтому многие из них могут стать банкротами из-за нехватки собственных средств для покрытия своих текущих обязательств.

Для проверки зависимости между вероятностью наступления банкротства и размером компании был введен показатель логарифма выручки (*lnRevenue*). Так как размер выручки, генерируемый компаниями из исследуемой выборки, сильно различается между фирмами, для упрощения интерпретации был взят логарифм данного показателя.

Таким образом, эконометрическая модель для оценки факторов банкротства строительных компаний принимает следующий вид:

$$Y = F(\text{curLiq}, \text{SvsO}, \text{ROA}, \text{ROE}, \text{ROS}, \text{lnRevenue}, \text{comp_size}, \text{age}). \quad (3)$$

Вероятность банкротства предприятия может быть рассчитана по следующей формуле:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-\left(a_0 + a_1 \text{curliq}_i + a_2 \text{SvsO}_i + a_3 \text{RoE}_i + a_4 \text{ROS}_i + a_5 \text{lnRevenue}_i + a_6 \text{ROA}_i + a_7 \text{comp_size}_i + a_8 \text{age}_i + \varepsilon_i \right)}}, \quad i = 1 \dots 526, \quad (4)$$

где: P_i — вероятность банкротства i -й компании, α_0 — постоянная величина;

$\alpha_1 \dots \alpha_{10}$ — оценки параметров, полученные как средние значения по выборке;

ε_i — ошибка логит-модели, отражающая отклонения фактического значения зависимой переменной от прогнозного значения. Как правило, принимается равной нулю.

ПОСТРОЕНИЕ ЛОГИТ-МОДЕЛИ ДЛЯ ОЦЕНКИ ФАКТОРОВ БАНКРОТСТВА СТРОИТЕЛЬНЫХ КОМПАНИЙ

Для оценки влияния выбранных коэффициентов на банкротство строительных компаний используем пакет для решения статистических задач Stata14. С его помощью была построена логит-модель, куда были включены все объясняющие переменные. В *табл. 1* показана получившаяся после построения регрессии модель.

По данной статистике можно увидеть, что почти все коэффициенты регрессии являются значимыми на любом разумном уровне значимости. К незначимым переменным относятся показатель ROA и индекс возраста компании *age*.

Коэффициент ROA может оказаться незначимым по причине того, что за год до наступления дефолта потенциальные компании-банкроты уже начинают испытывать финансовые проблемы, и в надежде на выход из кризисного состояния начинают распродавать свои активы. Такими действиями предприятия могут завышать коэффициент ROA.

Также к незначимым переменным относится индекс *age*, показывающий количество лет существования компаний. Данный результат может быть получен вследствие неоднозначного влияния возраста компании на его финансовую устойчивость и эффективность управления менеджментом. С одной стороны, чем старше фирма, тем больше у нее наработанных за время своей деятельности контрагентов и тем большим количеством заказов она может быть обеспечена. Но если посмотреть на вопрос по-другому, то большое количество приобретенных связей может также оказывать негативный эффект на деятельность компании. Из-за лояльности между компанией и ее постоянными контрагентами происходит снижение эффективности управления платежами и задолженностью. Это может привести фирму к увеличению просроченных платежей и, в случае ухудшения отношений с контрагентами, к введению процедуры банкротства. Поэтому возраст компании может иметь как положительный, так и отрицательный эффект на вероятность банкротства компании и не является значимым.

На втором шаге построения логит-модели из нее были убраны незначимые переменные *age* и ROA. *Таблица 2* отражает обновленную регрессионную статистику.

После исключения переменных ROA и *age* все оставшиеся коэффициенты оказались значимыми на любом разумном уровне значимости.

Также была проверена процедура проверки качества бинарной спецификации. Для данных целей подходит ROC-анализ. При проведении данного теста основное внимание уделяется показателю AUC, который считается как площадь фигуры, расположенной под ROC-кривой и может быть рассчитан по формуле

$$AUC = \int f(x) dx = \sum_i \left[\frac{X_{i+1} + X_i}{2} \right] \times (Y_{i+1} - Y_{i+2}). \quad (5)$$

Таблица 1 / Table 1

ЛОГИТ-МОДЕЛЬ 1 / Logit model 1

. **logit bankrupt sLiq SvsO ROE ROA ROS lnRevenue i.comp_size age**

Iteration 0: log likelihood = **-287.25978**
 Iteration 1: log likelihood = **-203.61352**
 Iteration 2: log likelihood = **-183.00905**
 Iteration 3: log likelihood = **-179.7727**
 Iteration 4: log likelihood = **-179.57507**
 Iteration 5: log likelihood = **-179.5747**
 Iteration 6: log likelihood = **-179.5747**

| | | | |
|-----------------------------------|---------------|---|---------------|
| Logistic regression | Number of obs | = | 526 |
| | LR chi2(9) | = | 215.37 |
| | Prob > chi2 | = | 0.0000 |
| Log likelihood = -179.5747 | Pseudo R2 | = | 0.3749 |

| bankrupt | Coef. | Std. Err. | z | P> z | [95% Conf. Interval] | |
|-----------|------------------|-----------------|--------------|--------------|----------------------|------------------|
| sLiq | -1.213096 | .2926656 | -4.14 | 0.000 | -1.78671 | -.6394814 |
| SvsO | -.1557101 | .0302781 | -5.14 | 0.000 | -.2150541 | -.096366 |
| ROE | -.3968591 | .141142 | -2.81 | 0.005 | -.6734923 | -.1202259 |
| ROA | -.0806657 | .1795676 | -0.45 | 0.653 | -.4326118 | .2712804 |
| ROS | -2.244519 | .6220966 | -3.61 | 0.000 | -3.463806 | -1.025232 |
| lnRevenue | .2428741 | .0616831 | 3.94 | 0.000 | .1219775 | .3637708 |
| comp_size | | | | | | |
| 2 | -1.052509 | .2899157 | -3.63 | 0.000 | -1.620733 | -.4842847 |
| 3 | -1.954751 | .4936351 | -3.96 | 0.000 | -2.922258 | -.9872436 |
| age | -.0180554 | .027371 | -0.66 | 0.509 | -.0717016 | .0355907 |
| _cons | -2.999704 | 1.050806 | -2.85 | 0.004 | -5.059246 | -.9401619 |

Источник / Source: рассчитано автором / calculated by the author.

Таблица 2 / Table 2

ЛОГИТ-МОДЕЛЬ 2 / Logit model 2

. **logit bankrupt sLiq SvsO ROE ROS lnRevenue i.comp_size**

Iteration 0: log likelihood = **-287.25978**
 Iteration 1: log likelihood = **-204.96912**
 Iteration 2: log likelihood = **-181.46575**
 Iteration 3: log likelihood = **-179.90752**
 Iteration 4: log likelihood = **-179.90087**
 Iteration 5: log likelihood = **-179.90086**

| | | | |
|------------------------------------|---------------|---|---------------|
| Logistic regression | Number of obs | = | 526 |
| | LR chi2(7) | = | 214.72 |
| | Prob > chi2 | = | 0.0000 |
| Log likelihood = -179.90086 | Pseudo R2 | = | 0.3737 |

| bankrupt | Coef. | Std. Err. | z | P> z | [95% Conf. Interval] | |
|-----------|------------------|-----------------|--------------|--------------|----------------------|------------------|
| sLiq | -1.242342 | .2902214 | -4.28 | 0.000 | -1.811165 | -.6735183 |
| SvsO | -.155542 | .0303183 | -5.13 | 0.000 | -.2149649 | -.0961191 |
| ROE | -.4197041 | .1341943 | -3.13 | 0.002 | -.6827201 | -.1566882 |
| ROS | -2.283701 | .6205705 | -3.68 | 0.000 | -3.499997 | -1.067405 |
| lnRevenue | .2403916 | .0617658 | 3.89 | 0.000 | .1193328 | .3614503 |
| comp_size | | | | | | |
| 2 | -1.049589 | .2886773 | -3.64 | 0.000 | -1.615386 | -.4837917 |
| 3 | -1.921264 | .4889267 | -3.93 | 0.000 | -2.879543 | -.9629856 |
| _cons | -3.072688 | 1.028905 | -2.99 | 0.003 | -5.089304 | -1.056072 |

Источник / Source: рассчитано автором / calculated by the author.

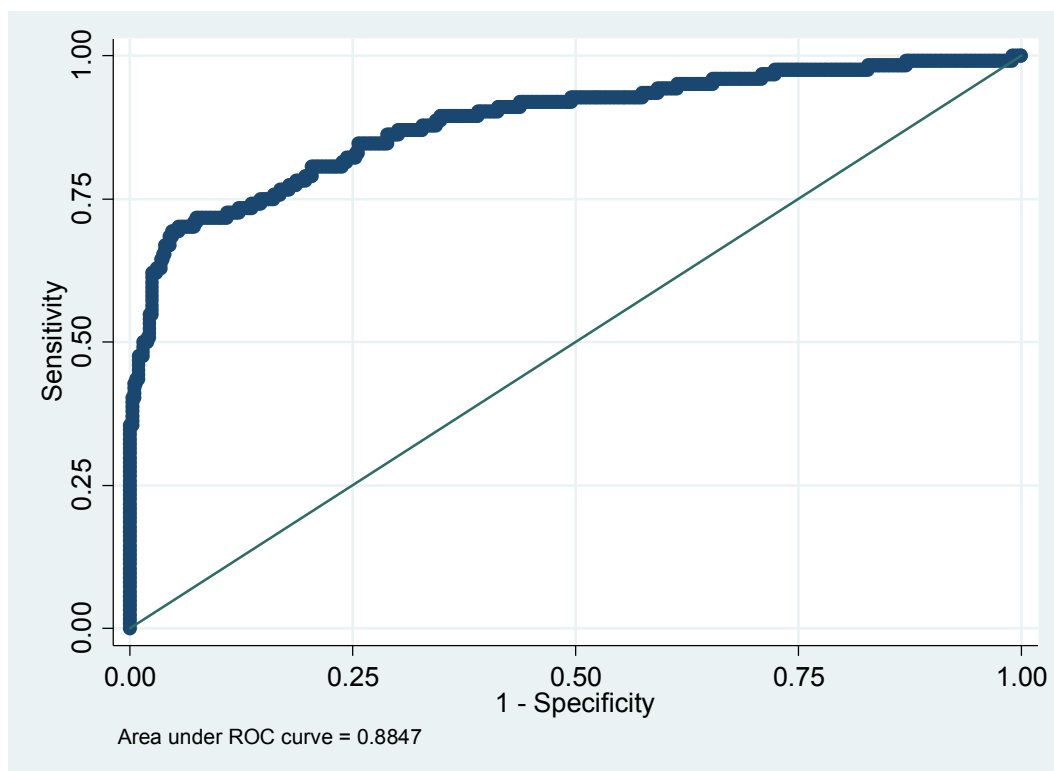


Рис. 3 / Fig. 3. ROC-анализ / ROC-analysis

Источник / Source: построено автором / compiled by the author.

На рис. 3 изображена ROC-кривая и значение показателя AUC.

Показатель AUC оказался равен 0,8847, что близко к 1. Таким образом, классификатор оказался качественным. Индикатор AUC можно интерпретировать следующим образом: случайно выбранная компания-банкрот с вероятностью 88,47% будет оценена классификатором модели выше, чем случайно выбранная действующая компания.

Для проверки выдвинутых нами предположений и степени влияния каждого коэффициента на вероятность банкротства компаний был проведен расчет предельных эффектов. Его результаты отображены в табл. 3.

Согласно данным результатам в построенной логит-модели наибольшее влияние на вероятность банкротства строительных компаний оказывает коэффициент ROS (return on sales). Так, увеличение переменной ROS на одну базовую единицу уменьшает вероятность банкротства на 22,3%. Специфика строительной отрасли, в том числе, включает в себя высокую долю себестоимости в продажах. Здесь вполне очевидна взаимосвязь контроля структуры и объема затрат с финансовой устойчивостью строительной организации. Более того, в большинстве эффективно действующих компаний происходит

постоянный рост новых заказов, что позволяет увеличить темп роста выручки по сравнению с темпом роста себестоимости из-за эффекта производственного левириджа.

Также можно утверждать, что размер компании действительно может оказывать влияние на вероятность банкротства. Можно заметить, что переменная *comp_size* является категориальной. В выборку попали три вида компаний: микро, малые и средние. Предельный эффект для такого вида переменных трактуется следующим образом: насколько сильно меняется зависимая переменная при переходе из одной категории в другую. В табл. 3 видно, что за базовую категорию были взяты микрокомпании. Таким образом, если фирма является малой, то вероятность ее банкротства на 12,6% ниже, чем у микропредприятия. Также, исходя из полученных результатов, наименее подвержены банкротству средние предприятия. Вероятность их дефолта на 17,5% ниже, чем у микропредприятий. В большинстве случаев средние компании имеют больше собственных средств, чем малые организации. Как следствие, средние компании обладают большим ресурсом для погашения своих обязательств и инвестирования в новые проекты, чем малые и микропредприятия.

Таблица 3 / Table 3

Расчет предельных эффектов / Marginal effects calculation

| | Delta-method | | | | | [95% Conf. Interval] |
|-----------|------------------|-----------------|--------------|--------------|------------------|----------------------|
| | dy/dx | Std. Err. | z | P> z | | |
| sLiq | -.1215719 | .0226323 | -5.37 | 0.000 | -.1659303 | -.0772135 |
| SvsO | -.0152209 | .0032094 | -4.74 | 0.000 | -.0215111 | -.0089306 |
| ROE | -.041071 | .0125199 | -3.28 | 0.001 | -.0656096 | -.0165324 |
| ROS | -.2234761 | .0782119 | -2.86 | 0.004 | -.3767687 | -.0701836 |
| lnRevenue | .023524 | .0059113 | 3.98 | 0.000 | .011938 | .03511 |
| comp_size | | | | | | |
| 2 | -.1264242 | .0386485 | -3.27 | 0.001 | -.2021738 | -.0506746 |
| 3 | -.1748416 | .0410354 | -4.26 | 0.000 | -.2552694 | -.0944137 |

Источник / Source: рассчитано автором / calculated by the author.

Также довольно сильный эффект на вероятность банкротства строительных организаций оказывает их текущая ликвидность. При увеличении данного коэффициента на единицу вероятность банкротства уменьшается на 12,2%. Текущая ликвидность отображает способность предприятия в кратчайшие сроки выплатить свои текущие обязательства. На этот показатель ориентируются многие контрагенты, работающие со строительными компаниями, в том числе и кредитные организации. Поэтому чем больше показатель текущей ликвидности компании, тем меньше признаков банкротства она имеет.

Отношение собственного капитала ко всем обязательствам также оказалось значимым. При увеличении данного показателя на единицу вероятность наступления дефолта снижается на 1,5%. Действительно, если компания берет на себя слишком много обязательств (коэффициент SvsO снижается), то она рискует не расплатиться по ним вовремя и стать финансово несостоятельной.

ROE (return on equity) оказался вторым значимым коэффициентом рентабельности. При увеличении рентабельности собственного капитала на одну базовую единицу шанс компании стать банкротом снижается на 4,1%. ROE является крайне важным показателем для привлечения инвестиций и оценки политики, проводимой менеджментом компании.

Последним из числа значимых показателей в рассматриваемой логит-модели оказался натуральный логарифм выручки (lnRevenue). Данный показатель, при росте на единицу, увеличивает вероятность наступления банкротства на 2,4%. Несмотря на то что размер компании находится

в отрицательной корреляции с вероятностью ее банкротства, данной зависимости можно найти объяснение. Рост выручки в строительстве означает скорее рост дебиторской задолженности, чем рост денежного потока на момент наблюдения. Зато всегда — рост краткосрочных обязательств, которые необходимо оплачивать. Таким образом, данный факт открывает пространство для дальнейших исследований влияния динамики объемов выручки и финансовой устойчивости строительных организаций.

Для проверки прогнозной способности построенной логит-модели протестируем ее на реально существующей компании, столкнувшейся с проблемой банкротства. В качестве примера используем кейс компании АО «БАЛТСТРОЙ», бухгалтерская отчетность которой представлена в электронном ресурсе СПАРК. В августе 2018 г. Арбитражный суд Санкт-Петербурга и Ленинградской области ввел в отношении данной компании процедуру наблюдения в рамках производства по банкротству данной компании.

Таким образом, взяв реальную бухгалтерскую отчетность АО «БАЛТСТРОЙ» за 2017 г., можно проверить, применима ли созданная в данной работе логит-модель для прогнозирования банкротств строительных компаний на практике. Для этих целей необходимо рассчитать для выбранной фирмы коэффициенты, оказавшиеся значимыми в модели. В табл. 4 отображены значения данных показателей для АО «БАЛТСТРОЙ».

Подставим данные значения в формулу (4) для расчета вероятности дефолта компании «БАЛТСТРОЙ» за год до ее фактического банкротства. Ниже представлены результаты подсчетов.

Значения переменных для АО «БАЛТСТРОЙ» / Values of variables for JSC “BALSTROY”

| Название значимого коэффициента | Значение |
|---------------------------------|----------|
| sLiq | 0,999451 |
| SvsO | 0,016284 |
| ROE | -5,52443 |
| ROS | -0,56243 |
| lnRevenue | 20,89492 |
| comp_size | 3 |

Источник/ Source: составлено автором / compiled by the author.

$$P = \frac{1}{1 + e^{-\left(\frac{-3,073 + 1,243 \times 0,999 + 0,156 \times 0,016 - 0,42 \times (-5,524) - 2,284 \times (-0,562) + 0,24 \times 20,89 - 1,92}{} \right)}} = 0,92.$$

В результате вероятность банкротства АО «БАЛТСТРОЙ» за год до введения Арбитражным судом Санкт-Петербурга и Ленинградской области в отношении данной компании процедуры наблюдения равна 92%.

Таким образом, можно сделать вывод, что построенная логит-модель действительно обладает довольно высокими прогнозными качествами и может быть использована для оценки вероятности банкротств строительных компаний на практике.

ВЫВОДЫ

Предложенная модель прогнозирования банкротства строительных организаций позволяет с высокой степенью надежности предсказывать их возможную финансовую несостоятельность. Стоит отметить, что построенная логит-модель характеризуется простотой расчетов, а используемые объясняющие переменные имеют хорошую логическую взаимосвязь с финансовой деятельностью строительных организаций, учитывая специфические особенности отрасли. Кроме того, модель

позволяет включать новые значимые переменные, в том числе и нефинансовые, исходя из индивидуальных условий работы конкретных организаций. Данное обстоятельство добавляет прикладной характер применению приведенной в статье логит-модели прогнозирования банкротства.

Разумеется, нужно отметить ограниченность выборки, используемой в рамках настоящей статьи. На сегодняшний день, по данным СПАРК, в России зарегистрировано более 200 тыс. компаний, занимающихся строительством жилых и нежилых зданий. Однако в данном исследовании в выборку попало только 526 строительных компаний. Расширение базы данных может потенциально изменить значимость и предельные эффекты некоторых используемых коэффициентов и более точно отразить ситуацию на строительном рынке России.

Тем не менее представленная в статье логит-модель обладает хорошими прогнозными характеристиками как на уровне средних, так и малых предприятий и дает возможность оценить шанс банкротства строительных предприятий с учетом масштабов их деятельности. Кроме того, остается широкий простор для дальнейших исследований, которые смогут улучшить данную модель.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Васильева Н. С., Савельева М. Ю., Алексеев М. А. Исследование эволюции подходов к прогнозированию банкротства компаний. *Вестник Самарского государственного экономического университета*. 2018;(10):18–29.
2. Федорова Е. А., Тимофеев Я. В. Разработка моделей прогнозирования банкротства российских предприятий для отраслей строительства и сельского хозяйства. *Финансы и кредит*. 2015;(32):2–10.
3. Федорова Е. А., Довженко С. Е. Модели прогнозирования банкротства предприятий строительной отрасли и отрасли сельского хозяйства. *Стратегические решения и риск-менеджмент*. 2014;(6):94–98.
4. Чачина Е. Г., Лукашевич Н. С., Гаранин Д. А. Исследование применимости моделей прогнозирования банкротства для субъектов малого предпринимательства. *Экономика и предпринимательство*. 2015;(10–1):904–908.

5. Захарова Ю. Н., Яроменко Н. Н. Анализ экономических моделей при прогнозировании банкротства. *Финансовая экономика*. 2018;(6):182–184.
6. Варкулевич Т. В., Шукина О. Ю. Проблема прогнозирования банкротства предприятия известными методами в современных рыночных условиях. *Экономика и предпринимательство*. 2015;(4–2):816–820.
7. Богомолова И. П., Плеканова И. В., Ююкин А. Ю. Современные подходы к прогнозированию банкротства предприятий. *Экономика и предпринимательство*. 2016;(5):1125–1131.
8. Altman E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*. 1968;23(4):589–609. DOI: 10.1111/j.1540–6261.1968.tb00843.x
9. Федорова Е. Ю., Чухланцева М. А., Чекризов Д. В. Оценка эффективности прогнозирования банкротства предприятий на основе российского законодательства. *Финансы и кредит*. 2017;23(13):732–746. DOI: 10.24891/fc.23.13.732
10. Давыдова Г. В., Беликов А. Ю. Методика количественной оценки риска банкротства предприятий. *Управление риском*. 1999;(3):13–20.
11. Ohlson J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*. 1980;18(1):109–131. DOI: 10.2307/2490395
12. Хайдаршина Г. А. Комплексная модель оценки риска банкротства. *Финансы*. 2009;(2):67–69.
13. Большакова О. Е., Максимов А. Г., Максимова Н. В. К вопросу о прогнозировании состоятельности и вероятности банкротства предприятий малого и среднего бизнеса. *Финансовая аналитика: проблемы и решения*. 2016;(8):47–62.
14. Poston K. M., Harmon K. W., Gramlich J. D. A test of financial ratios as predictors of turnaround versus failure among financially distressed firms. *Journal of Applied Business Research*. 1994;10(1):298–325. DOI: 10.19030/jabr.v10i1.5962
15. Жданов В. Ю., Афанасьева О. А. Модель диагностики риска банкротства предприятий авиационно-промышленного комплекса. *Корпоративные финансы*. 2011;5(4):77–89. DOI: 10.17323/j.jcfr.2073–0438.5.4.2011.77–89
16. Tinoco M., Wilson N. Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*. 2013;30:394–419. DOI: 10.1016/j.irfa.2013.02.013
17. Горбатков С. А., Фархиева С. А. Нейросетевая модель диагностики стадий развивающегося банкротства корпораций. *Финансы: теория и практика*. 2018;22(3):112–123. DOI: 10.26794/2587–5671–2018–22–3–112–123
18. Beaver W. H. Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*. 1966;4:71–111. DOI: 10.2307/2490171
19. Демешев Б. Б., Тихонова А. С. Прогнозирование банкротства российских компаний: межотраслевое сравнение. *Экономический журнал Высшей школы экономики*. 2014;18(3):359–386.

REFERENCES

1. Vasil'eva N. S., Savel'eva M. Yu., Alekseev M. A. A study of the evolution of approaches to predicting bankruptcy of companies. *Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo ekonomicheskogo universiteta = Vestnik of Samara State University of Economics*. 2018;(10):18–29. (In Russ.).
2. Fedorova E. A., Timofeev Ya. V. Development of models for predicting bankruptcy of Russian enterprises for the construction of agriculture sectors. *Finansy i kredit = Finance and Credit*. 2015;(32):2–10. (In Russ.).
3. Fedorova E. A., Dovzhenko S. E. Bankruptcy prediction models for construction and agricultural enterprises. *Strategicheskie resheniya i risk-menedzhment = Strategic Decisions and Risk Management*. 2014;(6):94–98. (In Russ.).
4. Chachina E. G., Lukashevich N. S., Garanin D. A. A study of the applicability of bankruptcy forecasting models for small businesses. *Ekonomika i predprinimatel'stvo = Journal of Economy and Entrepreneurship*. 2015;(10–1):904–908. (In Russ.).
5. Zakharova Yu. N., Yaromenko N. N. Analysis of economic models in predicting bankruptcy. *Finansovaya ekonomika = Financial Economy*. 2018;(6):182–184. (In Russ.).
6. Varkulevich T. V., Shchukina O. Yu. The problem of enterprise bankruptcy forecasting by known methods in modern market conditions. *Ekonomika i predprinimatel'stvo = Journal of Economy and Entrepreneurship*. 2015;(4–1):816–820. (In Russ.).

7. Bogomolova I.P., Plekanova I.V., Yuyukin A. Yu. Modern approaches to forecasting bankruptcy of enterprises. *Ekonomika i predprinimatel'stvo = Journal of Economy and entrepreneurship*. 2016;(5):1125–1131. (In Russ.).
8. Altman E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*. 1968;23(4):589–609. DOI: 10.1111/j.1540–6261.1968.tb00843.x
9. Fedorova E. Yu., Chukhlantseva M.A., Chekrizov D.V. Assessing the effectiveness of predicting bankruptcy of enterprises on the basis of Russian legislation. *Finansy i kredit = Finance and Credit*. 2017;23(13):732–746. (In Russ.). DOI: 10.24891/fc.23.13.732
10. Davydova G.V., Belikov A. Yu. Methodology for quantitative assessment of the risk of bankruptcy of enterprises. *Upravlenie riskom = Risk Management*. 1999;(3):13–20. (In Russ.).
11. Ohlson J.A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*. 1980;18(1):109–131. DOI: 10.2307/2490395
12. Khaidarshina G.A. Integrated model of bankruptcy risk assessment. *Finansy = Finance*. 2009;(2):67–69. (In Russ.).
13. Bol'shakova O.E., Maksimov A.G., Maksimova N.V. On the issue of forecasting the solvency and probability of bankruptcy of small and medium-sized enterprises. *Finansovaya analitika: problemy i resheniya = Financial Analytics: Science and Experience*. 2016;(8):47–62. (In Russ.).
14. Poston K.M., Harmon K.W., Gramlich J.D. A test of financial ratios as predictors of turnaround versus failure among financially distressed firms. *Journal of Applied Business Research*. 1994;10(1):298–325. DOI: 10.19030/jabr.v10i1.5962
15. Zhdanov V. Yu., Afanas'eva O.A. Bankruptcy risk diagnostics model for aviation enterprises. *Korporativnye finansy = Journal of Corporate Finance Research*. 2011;5(4):77–89. (In Russ.). DOI: 10.17323/j.jcfr.2073–0438.5.4.2011.77–89
16. Tinoco M., Wilson N. Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*. 2013;30:394–419. DOI: 10.1016/j.irfa.2013.02.013
17. Gorbatkov S.A., Farkhieva S.A. Neural network model for diagnosing the stages of developing bankruptcy of corporations. *Finansy: teoriya i praktika = Finance: Theory and Practice*. 2018;22(3):112–123. (In Russ.). DOI: 10.26794/2587–5671–2018–22–3–112–123
18. Beaver W.H. Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*. 1966;4:71–111. DOI: 10.2307/2490171
19. Demeshev B.B., Tikhonova A. S. Default prediction for Russian companies: Intersectoral comparison. *Ekonomicheskii zhurnal Vysshei shkoly ekonomiki = The HSE Economic Journal*. 2014;18(3):359–386. (In Russ.).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / ABOUT THE AUTHOR



Александр Вячеславович Войко — кандидат экономических наук, доцент Департамента корпоративных финансов и корпоративного управления, Финансовый университет, Москва, Россия

Aleksandr V. Voiko — Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor, Department of corporate finance and corporate governance, Financial University, Moscow, Russia
AVVoiko@fa.ru

*Статья поступила в редакцию: 25.07.2019; после рецензирования: 10.08.2019; принята к публикации 20.08.2019.
Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи.*

*The article was submitted on 25.07.2019; revised on 10.08.2019 and accepted for publication on 20.08.2019.
The author read and approved the final version of the manuscript.*