



# Прогнозирование банкротства: эконометрическая модель для российских страховщиков

**Юлия Александровна Тарасова**

E-mail: [yutarasova@hse.ru](mailto:yutarasova@hse.ru), ORCID: 0000-0001-9341-3151

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,  
Санкт-Петербург 190121, Российская Федерация

**Екатерина Сергеевна Февралева**

E-mail: [esfevrалева@gmail.com](mailto:esfevrалева@gmail.com)

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»,  
Санкт-Петербург 190121, Российская Федерация

## Аннотация

За последние годы возросло количество отозванных лицензий и произошло увеличение концентрации страхового рынка, что может негативно сказаться на страховых организациях. В настоящий момент отсутствует оптимальная модель, прогнозирующая банкротство страховых компаний в России. Исследование необходимо, чтобы с высокой точностью оценивать финансовую стабильность в данном секторе, что особенно актуально в период спада экономики.

Целью работы является выявление ключевых факторов, стимулирующих банкротство страховых компаний. В ходе исследования они апробированы при помощи модели, которая обладает хорошей прогнозной силой. В статье отражены теоретические основы банкротства и проанализированы модели предсказания банкротства различных авторов. Был также проведен эконометрический анализ данных и построена *logit*-модель, чья прогнозная сила была проверена на отдельной тестовой выборке страховщиков. Кроме того, были использованы алгоритмы случайного леса и бинарного классификационного дерева. Результаты исследования показали, что сильное влияние на банкротство страховых организаций оказывают коэффициенты из группы показателей финансовой устойчивости и страховой коэффициент, равный отношению объема страховых премий к чистой прибыли.

**Ключевые слова:** банкротство, страховые организации, *logit*-модель, алгоритм бинарного классификационного дерева, метод случайного леса

**JEL:** C51, G22

**Для цитирования:** Тарасова Ю. А., Февралева Е. С. Прогнозирование банкротства: эконометрическая модель для российских страховщиков // Финансовый журнал. 2021. Т. 13. № 4. С. 75–90.  
<https://doi.org/10.31107/2075-1990-2021-4-75-90>.

© Тарасова Ю. А., Февралева Е. С., 2021

<https://doi.org/10.31107/2075-1990-2021-4-75-90>

## Forecasting of Bankruptcy: Evidence from Insurance Companies in Russia

Julia A. Tarasova<sup>1</sup>, Ekaterina S. Fevrалева<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> HSE University, Saint Petersburg 190121, Russian Federation

<sup>1</sup> [yutarasova@hse.ru](mailto:yutarasova@hse.ru), <https://orcid.org/0000-0001-9341-3151>

<sup>2</sup> [esfevrалева@gmail.com](mailto:esfevrалева@gmail.com)

### Abstract

This work is devoted to creating a model which could predict bankruptcy of Russian insurance companies. The aim of the study is to build a model based on panel data; its final version should have a good predictive power. Said topic is relevant because the number of revoked licenses has changed a lot over the past few years — this situation may influence both insurance organizations and the population in a negative way. The paper reflects the main characteristics of bankruptcy as well as analyzes the bankruptcy prediction models which have been made by various authors since the 20th century. In the practical part of the study, an econometric analysis of the collected data was carried out and a logit model was built. The model's predictive power was tested on a sample of insurers. In addition, a random forest algorithm and a binary classification tree algorithm were used. As a result, it was discovered that the volume of insurance premiums to net profit ratio, which could be calculated only for insurers, and financial stability coefficients influence insurance companies' bankruptcy the most. Further research can be expanded by including new, more sophisticated methods, such as neural networks or boosting.

**Keywords:** bankruptcy, insurance organizations, logit model, binary classification tree algorithm, random forest method

**JEL:** C51, G22

**For citation:** Tarasova Ju.A., Fevrалева E.S. Forecasting of Bankruptcy: Evidence from Insurance Companies in Russia. *Financial Journal*, 2021, vol. 13, no. 4, pp. 75–90 (In Russ.).

<https://doi.org/10.31107/2075-1990-2021-4-75-90>.

© Tarasova Ju.A., Fevrалева E.S., 2021

---

## ВВЕДЕНИЕ

Среди большого количества моделей, прогнозирующих банкротство организаций, наиболее известными и часто используемыми в зарубежной практике являются следующие: модель Бивера [Beaver W., 1966], модель Альтмана [Altman E., 1968], модель Таффлера — Тишоу [Taffler R., Tisshaw H., 1977] и модель Олсона [Ohlson J., 1980]. Однако оценка возможности банкротства именно страховых компаний слабо проработана российскими исследователями. При этом она необходима для банков-партнеров, инвесторов и для потребителей страховых услуг. С этой точки зрения наша работа является актуальной и представляет практический интерес для этих трех групп.

За последние несколько лет число организаций, у которых отзывают лицензии, существенно менялось (табл. 1). Происходит серьезная борьба между компаниями за большую долю рынка. Например, в 2016 и 2018 гг. произошло поглощение двух крупных

страховщиков СОГАЗом: «ВТБ Страхование» и ЖАСО, аффилированную с РЖД. В будущем эксперты ожидают новые крупные сделки по слиянию и поглощению. В первую очередь это связано с вступлением России в ВТО в 2012 г. и необходимостью перехода на европейские требования. Кроме того, на страховом рынке России все компании должны придерживаться политики открытости отношений (допуска иностранных компаний). Для российских страховщиков важным является директива «Платежеспособность-2» (Solvency II). Из-за нее в том числе ужесточаются финансовые требования к страховщикам. Например, с января 2019 г. вступил в силу федеральный закон «Об изменениях в организации страхового дела в РФ»: показатель минимального базового уставного капитала для универсальных страховых организаций увеличился с 120 млн до 300 млн руб.<sup>1</sup> Усиление конкуренции и имплементация европейских требований могут привести к серьезным финансовым затруднениям небольших и средних компаний. Именно поэтому особенно важным является создание модели банкротства, наиболее эффективно прогнозирующей неплатежеспособность страховщика.

Таблица 1

**Динамика отзыва лицензий страховых организаций /  
Dynamics of insurance license revocation**

Год	Отозвана (кол-во компаний)	Общее кол-во компаний	Доля отозванных лицензий, %
2020	15	167	8,98
2019	16	194	8,25
2018	27	216	12,50
2017	24	245	9,80
2016	73	305	23,93
2015	70	391	17,90
2014	19	406	4,68

Источник: материалы портала «Страхование сегодня» ([www.insur-info.ru/statistics/analytics/?period=year&unAction=a04&license\\_status%5B%5D=3](http://www.insur-info.ru/statistics/analytics/?period=year&unAction=a04&license_status%5B%5D=3)) / Source: data from the Strakhovanie Segodnya website.

Подобные преобразования могут привести к уходу игроков с рынка или поставить их перед фактом неустойчивости своего финансового положения. Таким образом, наше исследование необходимо для того, чтобы разработать эффективную модель прогнозирования банкротства страховой организации. Превентивные меры необходимы для сохранения рыночной конкуренции на страховом рынке и недопущения монополизации всей сферы.

Цель исследования — выявление ключевых факторов, с большей вероятностью приводящих к банкротству страховых компаний. В ходе исследования они будут апробированы при помощи модели, обладающей хорошей прогнозной силой. Исследовательскую гипотезу формулируем следующим образом: в итоговую модель войдут коэффициенты из группы показателей финансовой устойчивости и переменные, характерные только для страхового рынка.

В работе проанализированы возможные факторы банкротства и использованы данные, на которых строится модель. Далее будет описан процесс анализа и отбора коэффициентов, построены эконометрические модели, прогнозирующие вероятность наступления неплатежеспособности, проведена оценка прогнозной силы модели на примере выборки страховых организаций. В качестве основных методов исследования использованы logit-модель, алгоритм случайного леса и алгоритм бинарного классификационного дерева.

<sup>1</sup> Закон о повышении с 2020 года требований к капиталу страховщиков вступил в силу / Banki.ru. 03.01.2019. URL: [www.banki.ru/news/lenta/?id=10809668](http://www.banki.ru/news/lenta/?id=10809668).

**ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ БАНКРОТСТВА И МЕТОДЫ ЕГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ**

Согласно законодательству под понятием «банкротство» подразумевается признанная арбитражным судом неспособность должника в полной мере покрыть денежные обязательства кредиторам, выполнить обязательство по уплате обязательных платежей, выходных пособий или заработной платы работавших/работающих лиц<sup>2</sup>. Таким образом, исходя из названия закона понятия «банкротство» и «несостоятельность» являются тождественными, хотя фактически понятие «банкротство» шире. Оно может вбирать в себя разные признаки и характеристики, которые являются основанием для его разделения на виды. В нашем исследовании мы будем рассматривать реальное банкротство, то есть процесс, в ходе которого компания прекращает свою деятельность из-за неплатежеспособности, которую невозможно преодолеть [Николаева И., Палювина А., 2014]. Мы рассмотрим только одну сторону этого сложного процесса.

Нами был проведен анализ работ разных исследователей, которые занимались разработкой моделей, прогнозирующих банкротство. Для удобства исследования мы разбили их на условные три группы. К первой группе были отнесены работы Бивера [Beaver W., 1966], Альтмана [Altman E., 1968] и Таффлера — Тишоу [Taffler R., Tisshaw H., 1977]. Перечисленные модели являются одними из первых, в которых была затронута проблема прогнозирования банкротства фирм. Эти работы послужили толчком к развитию данной темы и созданию новых исследований другими авторами. Несмотря на это, в них наблюдается ряд недостатков, к которым можно отнести следующие: ограниченность при использовании для российских компаний, концентрация на производственных компаниях, наличие зоны неопределенности (фирма не может быть причислена ни к платежеспособным, ни к банкротам), сложности в интерпретации коэффициентов, полученных для независимых переменных.

Со временем исследователи перешли с MDA-анализа к построению logit- или probit-моделей, которые нивелировали недостатки множественного дискриминантного анализа. Эти модели объединены во вторую группу: модели Олсона [Ohlson J., 1980], Змиевского [Zmijewski M., 1984] и БарНива — Хершбаргера [BarNiv R., Hershbarger R., 1990].

Однако уже в 2000-х гг. продолжились исследования logit- и probit-методов. Соответственно, можно выделить условную третью группу, в которую попали модели Альтмана — Сабато [Altman E., Sabato G., 2007], Жданова — Афанасьевой [Жданов В. Ю., Афанасьева О. А., 2011], Сирираттанафонкуна — Паттаратаммаса [Sirirattanaphonkun W., Pattarathammas S., 2012] и Федоровой — Гиленко — Довженко [Федорова Е. А. и др., 2013]. Несмотря на то что некоторые модели достаточно новые, каждая из них основана на определенной выборке компаний для определенной страны. Так, ни одна из моделей не была создана для предсказания банкротства именно на примере страховых компаний в России, а значит, они малоприменимы в этом секторе экономики.

Стоит отметить, что в наиболее современных исследованиях авторы уделяют внимание переоценке уже созданных ранее моделей в реалиях экономик разных стран на примере новых выборок фирм. Это можно наблюдать в исследованиях [Lawrence J. et al., 2015], [Singh B., Mishra A., 2016], а также [Oz I., Simga-Mugan C., 2018].

Таким образом, не существует универсальной модели. Ее свойства могут отличаться в зависимости от определенного экономического сектора или от отдельного региона. Кроме того, наиболее эффективной моделью большинство авторов признают logit-модель, так как остальные методы не обладают высокой предсказательной силой. Как правило, исследователи отбирают финансовые показатели для построения моделей из коэффициентов ликвидности, рентабельности, финансовой устойчивости и деловой активности.

<sup>2</sup> ФЗ «О несостоятельности/банкротстве» от 26.10.2002 № 127-ФЗ (ред. от 08.01.2020).

Одной из важнейших задач Банка России является повышение конкурентоспособности и инвестиционной привлекательности страхового рынка. При этом на рынке страхования можно выделить ряд аспектов, которые требуют вмешательства и/или постоянного контроля. Они могут существенно повлиять на состояние страховых организаций. К ним относятся: несовершенство системы управления и регулирования, сложности при внедрении цифровизации и макроэкономические риски. Для решения вышеперечисленных проблем реализуются определенные процедуры. Например, сегодня Банк России постепенно проводит внедрение концепции риск-ориентированного подхода к регулированию страховой деятельности, основанной на европейском документе Solvency II. Данная концепция основана на международном опыте и направлена на решение следующих задач.<sup>3</sup>

1. Повышение уровня доверия к страховым организациям вследствие более эффективного учета интересов страхователей, застрахованных лиц и выгодоприобретателей; снижение риска банкротств компаний и повышение финансовой стабильности страхового рынка.

2. Обеспечение прозрачности страховых организаций, что положительно повлияет на их инвестиционную привлекательность.

3. Применение международных практик на российском рынке, что позволит обмениваться опытом с иностранными регуляторами и органами надзора за страховым сектором. Страховым организациям и регулятору следует уделить особое внимание требованиям директивы «Платежеспособность» (Directive Solvency II). Этот документ оценивает финансовый статус страховщика с учетом рисковых составляющих. Несоблюдение требований директивы также может быть существенным фактором, влияющим на платежеспособность компании.

## **ОПИСАНИЕ ПЕРЕМЕННЫХ**

Существует большое количество исследований, затрагивающих тему прогнозирования банкротства, в которых авторы анализируют и выбирают коэффициенты, вошедшие в финальную модель. Работы базируются на данных по фирмам из разных отраслей и содержат финансовые коэффициенты, которые оказывают наибольшее влияние на вероятность банкротства исследуемых компаний. В статье Демешева и Тихоновой [Демешев Б., Тихонова А., 2014] рассматривались различные методики составления набора объясняющих переменных. По мнению авторов, лучший способ — выбор наиболее часто встречающихся в других исследованиях переменных. В работе Жданова и Афанасьевой [Жданов В., Афанасьева О., 2011] также применялся анализ частоты использования коэффициентов другими исследователями. Таким образом, нами было принято решение создать первоначальный список переменных, основываясь на их популярности среди работ разных авторов. Кроме уже рассмотренных моделей в анализе участвовали модели: Таффлера [Taffler R., 1983], Фулмера [Fulmer J. et al., 1984], Спрингейта [Springate G., 1978], Давыдовой — Беликова [Давыдова Г., Беликов А., 1999], Зайцевой [Зайцева О., 1998], Нама — Джинна [Nam J-H., Jinn T., 2000], Минусси [Minussi J. et al., 2007], Чессера [Chesser D., 1974], Лина — Пьессе [Lin L., Piesse J., 2004], Евстропова [Евстропов М., 2008], Хайдаршиной [Хайдаршина Г., 2009], Хантера — Исаченковой [Hunter J., Isachenkova N., 2001], Грущински [Gruszczinsky M., 2004] и Луговской [Lugovskaya L., 2010]. Также были добавлены те финансовые переменные, значения которых, на наш взгляд, могут быть важны при прогнозировании банкротства. Список финансовых характеристик представлен в табл. 2.

---

<sup>3</sup> Концепция внедрения риск-ориентированного подхода к регулированию страхового сектора // Центральный банк РФ. URL: [https://www.cbr.ru/Content/Document/File/41412/concept\\_solvency\\_II.pdf](https://www.cbr.ru/Content/Document/File/41412/concept_solvency_II.pdf).

**Финансовые коэффициенты для финансовых компаний /  
Financial coefficients for financial companies**

Группа	Коэффициент
Коэффициенты рентабельности	Рентабельность собственного капитала = Чистая прибыль / Собственный капитал
	Рентабельность активов = Прибыль до налогообложения / Валюта баланса
	Рентабельность продаж (операционная) = Прибыль от продаж (ЕБИТ) / Выручка от продаж
Коэффициенты финансовой устойчивости	Коэффициент заемного капитала = Заемный капитал / Пассивы
	Уровень долговой нагрузки = Долг / ЕБИТDA
	Выручка от реализации / Активы
	Краткосрочные (текущие) обязательства / Активы
	Коэффициент мобильности оборотных средств = Наиболее мобильная часть оборотных средств (денежных средств и финансовых вложений) / Общая стоимость оборотных активов
	Коэффициент финансовой автономии (независимости) = Собственный капитал / Валюта баланса
	Показатель финансового риска = Заемные средства / Собственный капитал и резервы
	Коэффициент покрытия процентов = ЕБИТ / Проценты к уплате
	Отношение суммы текущих активов к общей сумме обязательств = Оборотные активы / Заемный капитал
	Выручка от реализации / Заемный капитал
	Чистая прибыль / Активы
	Кредиторская задолженность / Дебиторская задолженность
	Коэффициент маневренности собственного капитала = Собственный оборотный капитал (Оборотные активы – Краткосрочные обязательства) / Собственный капитал
Leverage = Долг (Краткосрочные + долгосрочные обязательства) / Собственный капитал	
Коэффициенты платежеспособности и ликвидности	Отношение чистого рабочего капитала (оборотного капитала) и активов = (Оборотные активы – Краткосрочные обязательства) / Активы
	Коэффициент текущей ликвидности = Оборотные (текущие) активы / Текущие обязательства
Коэффициенты деловой активности	Оборачиваемость дебиторской задолженности = Выручка / Дебиторская задолженность
	Фондоотдача = Выручка от продаж / Основные средства
	Оборачиваемость оборотных активов = Выручка от продаж / Оборотные активы

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

Анализ литературы показал, что подавляющее большинство авторов обращается к коэффициентам рентабельности, финансовой устойчивости, платежеспособности и ликвидности, а также деловой активности. Мы предполагаем, что каждая из групп должна быть представлена в финальной модели одним или несколькими коэффициентами, так как каждая группа характеризует финансовое состояние компании с разных сторон. Кроме того, ужесточение требований именно к размеру уставного капитала, который является частью собственных средств, также было существенным при выборе показателей.

Так как исследование посвящено страховым организациям, целесообразно провести анализ коэффициентов, характерных не только для компаний любой отрасли, но и непосредственно для страховщиков. В табл. 3 приведены коэффициенты из статьи БарНива и Хершбаргера [BarNiv R., Hershbarger R., 1990], а также коэффициенты, которые наиболее часто встречаются в требованиях к финансовой устойчивости страховщика, выдвигаемых банками. Кроме того, нами было принято решение о включении в первоначальный список переменных некоторых коэффициентов, которые могут быть важными в прогнозировании банкротства.

Таблица 3

**Финансовые коэффициенты для страховых организаций /  
Financial coefficients for insurance companies**

Коэффициенты
Объем премий / Чистая прибыль
Выплаты по договорам страхования / Объем премий
Уровень покрытия страховых резервов собственным капиталом (Собственный капитал / Страховые резервы)
Изменение совокупного объема сбора страховой премии за отчетный период
Уровень выплат
Доля перестраховщиков в страховых резервах (Доля перестраховщиков в страховых резервах по страхованию иному, чем страхование жизни / Страховые резервы по страхованию иному, чем страхование жизни)
Текущая платежеспособность = Страховые премии / (Выплаты по договорам страхования – Расходы на инвестиции)

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

Кроме финансовых коэффициентов целесообразно включить в анализ и нефинансовые показатели, которые также могут влиять на банкротство организации. Примерами последних показателей являются положительная деловая репутация и наличие лицензии. В исследовании мы будем использовать только один показатель – возраст компании, так как данная характеристика наиболее часто встречается в литературе, в частности в модели Луговской [Lugovskaya L., 2010], а также в работе Демешева и Тихоновой [Демешев Б., Тихонова А., 2014].

**ОПИСАНИЕ ДАННЫХ**

Для данного исследования будет использована выборка, состоящая из 186 российских страховых компаний, где 33 организации являются банкротами. Основной массив данных был получен из базы данных СПАРК, также были использованы базы данных FIRA, Ruslana и отчетности, скачанные с сайтов компаний. Будут рассматриваться финансовые и нефинансовые коэффициенты в период с 2016 по 2018 г. Таким образом, модель будет построена на основе панельных данных, где только 18 % страховых компаний являются банкротами. В табл. 4 приведен список независимых переменных с расшифровкой, которые будут использованы в нашем исследовании.

Таблица 4

**Финансовые коэффициенты для исследования /  
Financial coefficients for the further research**

Переменная	Расшифровка
AGE	Возраст компании
REINSURER	Доля перестраховщиков в страховых резервах (кроме страхования жизни)
EQUITY	Доля собственного капитала в пассивах
SP	Изменение совокупного объема сбора страховой премии за отчетный период
LIQUIDITY	Коэффициент текущей ликвидности
ROA	Рентабельность активов
ROS	Рентабельность продаж
ROE	Рентабельность собственного капитала
SOLVENCY	Текущая платежеспособность
PAYOUTS	Уровень выплат
DEBT	Уровень долговой нагрузки
SREQUITY	Уровень покрытия страховых резервов собственным капиталом

Переменная	Расшифровка
BCAPITAL	Коэффициент заемного капитала
RA	Выручка от реализации / Активы
STLA	Краткосрочные обязательства / Активы
MCA	Коэффициент мобильности оборотных средств
FINRISK	Показатель финансового риска
INTCOV	Коэффициент покрытия процентов
OABCAP	Оборотные активы / Заемный капитал
RBCAP	Выручка от реализации / Заемный капитал
NIA	Чистая прибыль / Активы
CLDL	Кредиторская задолженность / Дебиторская задолженность
MEQUITY	Коэффициент маневренности собственного капитала
LEVERAGE	Плечо финансового рычага
NWCA	Отношение чистого рабочего капитала и активов
RDEBT	Выручка / Дебиторская задолженность
FOD	Фондоотдача
OOA	Оборачиваемость оборотных активов
PREMNI	Объем премий / Чистая прибыль
VDPREM	Выплаты по договорам / Объем премий

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

## АНАЛИЗ ДАННЫХ

В качестве зависимой переменной в нашем исследовании выступает переменная STATUS, которая была преобразована в дамми-переменную: 0 — компания является платежеспособной, 1 — компания является банкротом. Имеющийся массив данных был разделен на две выборки: обучающую и тестовую. Обучающая выборка включает в себя 142 компании (т. е. 80 % наблюдений всей выборки), из которых 115 компаний — состоятельные, а 27 — банкроты. Именно на обучающей выборке будут проводиться дальнейшие исследования при прогнозировании банкротства страховщиков. В тестовую выборку вошли 44 компании (20 % от общего числа фирм): шесть компаний в ней — банкроты, а 38 — функционирующие. Тестовая выборка будет использоваться для анализа уровня предсказательной силы финальной модели.

Нами был применен тест Вилкоксона для проверки переменных на статистическое различие значений для банкротов и небанкротов. Было выявлено, что значения только 13 переменных отличаются для банкротов и небанкротов, а именно LIQUIDITY, ROA, ROE, RA, FINRISK, INTCOV, NIA, PREMNI, OOA, DEBT, BCAPITAL, MEQUITY и AGE. Эти переменные будут рассматриваться далее. Чтобы избежать мультиколлинеарности в финальной модели, все 13 переменных были проверены при помощи матрицы корреляции. В ходе анализа получившихся коэффициентов корреляции была использована шкала Чеддока (табл. 5).

Таблица 5

### Шкала Чеддока / The Chaddock's scale

Коэффициент корреляции	Характеристика связи
0–0,3	Слабая
0,3–0,5	Умеренная
0,5–0,7	Заметная
0,7–0,9	Высокая
0,9–1	Весьма высокая

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.



Заметная корреляция была обнаружена между переменными NIA и ROA (-0,61), OOA и MEQUITY (-0,62), MCA и MEQUITY (-0,6), OOA и MCA (0,76). Коэффициент корреляции между остальными переменными был либо умеренным, либо слабым. В нашей модели мы допускаем нахождение обеих переменных одновременно, если корреляция между ними равна 0,5 и ниже. Если корреляция больше 0,5, то из пары переменных выбирается одна.

### ПОСТРОЕНИЕ LOGIT-МОДЕЛИ

В результате последовательного перебора переменных с помощью метода Forward selection по критерию Акаике для итоговой logit-модели было отобрано четыре показателя: ROE (Рентабельность собственного капитала), RA (Выручка от реализации / Активы), DEBT (Выручка / Дебиторская задолженность), PREMNI (Объем премий / Чистая прибыль). Оцененная logit-модель выглядит следующим образом:

$$STATUS = -3.2230 - 2.5144 \times ROE - 2.2316 \times RA + 1.4822 \times DEBT - 0.3898 \times PREMNI.$$

Незначим оказался коэффициент при переменной PREMNI. Результат вычислений приведен в табл. 6.

Таблица 6

#### Результаты итоговой logit-модели / The logit model output

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
Intercept	-3.2230	0.4006	-8.046	8.57e-16***
ROE	-2.5144	0.5125	-4.906	9.29e-07***
RA	-2.2316	0.4400	5.072	3.94e-07***
DEBT	1.4822	0.8806	1.683	0.0923
PREMNI	-0.3898	0.5330	-0.731	0.4645

Источник: рассчитано авторами при помощи языка программирования R / Source: calculated by the authors using the R programming language.

Модель была проверена на мультиколлинеарность с помощью VIF-теста (табл. 7).

Таблица 7

#### Результаты VIF-теста / The VIF test output

ROE	RA	DEBT	PREMNI
1.056413	1.175380	1.130780	1.006387

Источник: рассчитано авторами при помощи языка программирования R / Source: calculated by the authors using the R programming language.

Так как все значения VIF меньше пяти — мультиколлинеарность в модели отсутствует. На основе полученных данных были построены матрицы ошибок для обучающей и тестовой выборки (табл. 8.1 и 8.2).

Таблица 8.1

#### Матрица ошибок logit-модели для обучающей выборки / Confusion matrix of the logitmodel based on the training sample

N = 142		Реальность	
		Не банкрот	Банкрот
Прогноз	Не банкрот	89 %	23 %
	Банкрот	11 %	77 %

Источник: рассчитано авторами при помощи языка программирования R / Source: calculated by the authors using the R programming language.

Logit-модель на обучающей выборке верно предсказывает 89 % действующих компаний и 77 % компаний-банкротов. Предсказательная сила модели равна 83 %.

Таблица 8.2

**Матрица ошибок logit-модели для тестовой выборки /  
Confusion matrix of the logit model based on the test sample**

N = 44		Реальность	
		Не банкрот	Банкрот
Прогноз	Не банкрот	84 %	50 %
	Банкрот	16 %	50 %

Источник: рассчитано авторами при помощи языка программирования R / Source: calculated by the authors using the R programming language.

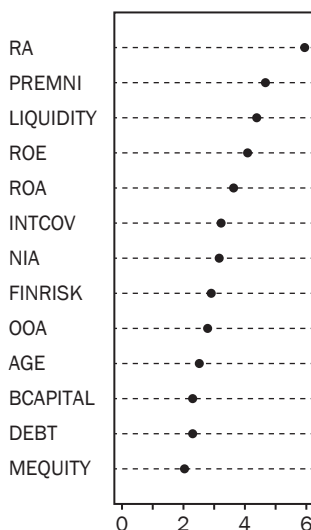
На тестовой выборке модель верно предсказала 84 % действующих компаний и 50 % компаний-банкротов. Предсказательная сила в этом случае составляет 67 %. Таким образом, общая точность logit-модели – 75 %, что делает ее пригодной для прогнозирования банкротства страховщиков.

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ БАНКРОТСТВА ПРИ ПОМОЩИ МЕТОДА СЛУЧАЙНОГО ЛЕСА**

Метод случайного леса был применен для всех переменных, отобранных в результате теста Вилкоксона. Мера важности регрессоров показывает, какие переменные повышают точность модели (рис. 1).

Рисунок 1

**Показатель Mean decrease Gini для метода случайного леса /  
Mean decrease Gini for the random forest method**



Источник: рассчитано авторами при помощи языка программирования R / Source: calculated by the authors using the R programming language.

Более высокий показатель Mean decrease Gini указывает на большую значимость показателя для оценки зависимой переменной в модели. Делаем вывод о том, что показатели RA, PREMNI, ROE и LIQUIDITY обладают наибольшей прогнозной силой при использовании метода случайного леса. Для интерпретации также необходимо понимать, какие показатели являются важными относительно предсказания принадлежности к определенной группе фирм (табл. 9).

Таблица 9

Оценки степени важности переменных / Variable importance degree

Переменная	Действующие компании	Банкроты
LIQUIDITY	<b>15.811272</b>	<b>10.0914592</b>
ROA	10.598106	8.4524408
ROE	<b>12.030076</b>	9.7297378
DEBT	9.806261	0.5908181
BCAPITA	9.121151	1.6084011
RA	<b>12.065162</b>	<b>13.3385481</b>
FINRISK	10.105265	4.8392399
INTCOV	10.942188	3.3320033
PREMNI	6.751371	<b>12.6446068</b>
OOA	7.246720	7.7577096
AGE	5.661237	5.0983414

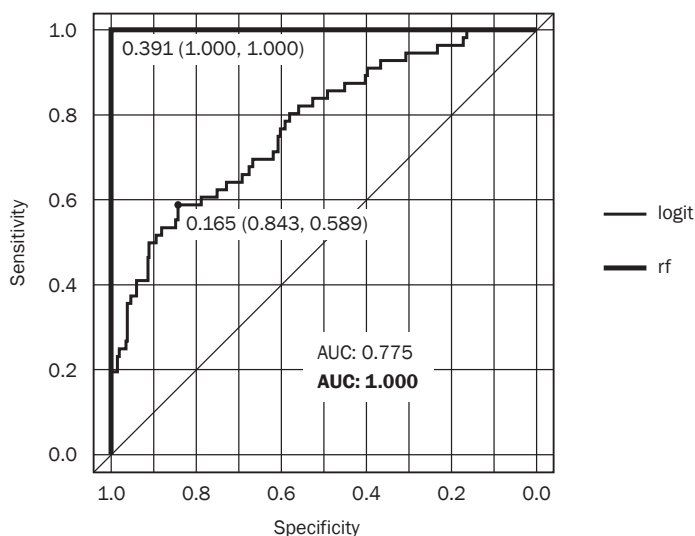
Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

Важные предикторы для прогнозирования принадлежности фирмы к действующим страховым компаниям — LIQUIDITY, ROE и RA, а для прогнозирования перехода фирмы в статус банкрота — LIQUIDITY, RA и PREMNI. Таким образом, для метода случайного леса важными предикторами являются переменные RA и PREMNI, что еще раз доказывает необходимость их использования при прогнозировании банкротства страховых компаний.

Для анализа качества предсказательной силы модели нами были построены ROC-кривые, которые отражают отношение между действующими предприятиями (чувствительность) и банкротами (1 — специфичность) при различных значениях вероятности принадлежности к группе банкротов. Площадь под кривой для logit-регрессии равна 0,775, а для случайного леса — 1, что свидетельствует о большей предсказательной силе алгоритма случайного леса (рис. 2). Однако в случае и модели, и алгоритма площадь под ROC-кривой больше 0,5, а значит, они обладают хорошей предсказательной силой.

Рисунок 2

ROC-кривые для logit-модели и алгоритма случайного леса / ROC curves for the logit-model and random forest method

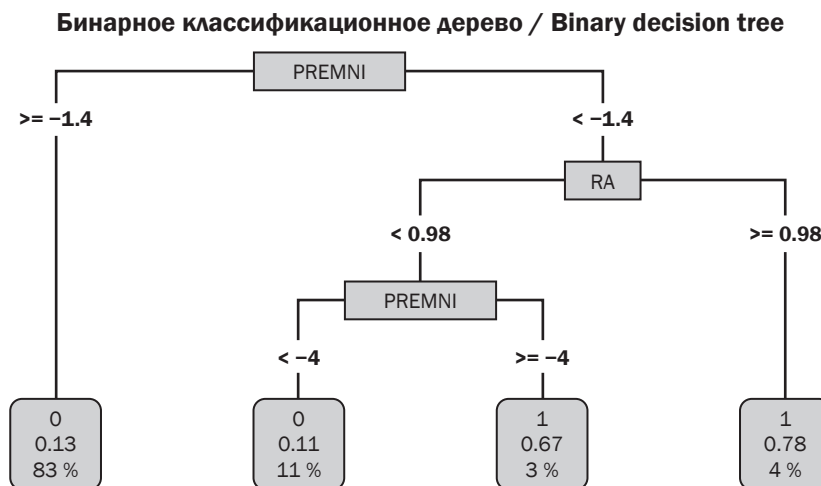


Источник: рассчитано авторами при помощи языка программирования R / Source: calculated by the authors using the R programming language.

**ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМА БИНАРНОГО КЛАССИФИКАЦИОННОГО ДЕРЕВА**

В ходе анализа было получено классификационное дерево (рис. 3), урезанное до четырех терминальных узлов. В данном алгоритме переменная PREMNI является главным критерием отбора обанкротившихся страховщиков и действующих фирм, в качестве второго критерия для деления выступает RA.

Рисунок 3



Источник: рассчитано авторами при помощи языка программирования R / Source: calculated by the authors using the R programming language.

Таким образом, в алгоритме наиболее важную роль играют два финансовых показателя, которые были также выбраны в качестве предикторов для logit-модели, это еще раз подтверждает эффективность и большую предсказательную способность данных переменных.

Далее был проведен анализ предсказательной силы бинарного дерева для обучающей и тестовой выборки (табл. 10.1 и табл. 10.2).

Таблица 10.1

**Матрица ошибок для бинарного классификационного дерева (обучающая выборка) / Confusion matrix of the binary decision tree (training sample)**

N = 142		Реальность	
		Не банкрот	Банкрот
Прогноз	Не банкрот	87 %	27 %
	Банкрот	13 %	73 %

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

Таблица 10.2

**Матрица ошибок для бинарного классификационного дерева (тестовая выборка) / Confusion matrix of the binary decision tree (test sample)**

N = 44		Реальность	
		Не банкрот	Банкрот
Прогноз	Не банкрот	90 %	31 %
	Банкрот	10 %	69 %

Источник: составлено авторами / Source: compiled by the authors.

Таким образом, точность алгоритма бинарного классификационного дерева составляет 80 %.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рынок страхования подвержен постоянным изменениям, в том числе из-за слияний и поглощений между крупными компаниями, что порождает нестабильность для предприятий вследствие увеличения конкуренции. Безусловно, благополучие сферы страхования тесно связано с общей экономической конъюнктурой в стране и уровнем платежеспособности населения. Важным условием деятельности здорового рынка является возможность предсказания неплатежеспособности организации как главного признака банкротства. Именно поэтому наше исследование актуально: благодаря используемым алгоритмам и эконометрической модели оно позволило выявить факторы, влияющие на финансовую состоятельность именно российских страховых компаний. Кроме того, результатом обработки данных существующими методами стало создание новой модели, которая способна прогнозировать вероятность банкротства страховщика.

Исследование показало, что наибольшей прогнозной силой среди трех нелинейных способов оценки обладает метод случайного леса, показавший результат 100 %. На втором месте находится бинарное классификационное дерево с предсказательной силой 80 %, а на третьем месте — logit-модель с точностью 75 %. Однако можно сказать, что оба алгоритма и модель обладают вполне хорошей силой прогнозирования. Единственным моментом, отличающим их, является интерпретация результатов. Они понятны в случае logit-модели и алгоритма бинарного классификационного дерева. Объяснить результаты, полученные при помощи метода случайного леса, затруднительно.

Каждый способ оценки показал значимость не только финансовых коэффициентов, характерных для фирмы любой отрасли, но и коэффициента, характеризующего страховую деятельность. Например, отношение объема страховых премий к чистой прибыли (PREMNI). Чем выше данный коэффициент, тем меньше вероятность банкротства компании, так как он показывает востребованность компании на рынке и ее хорошее финансовое состояние. Можно говорить о необходимости принятия во внимание финансовых коэффициентов, характерных именно для страховщиков. При этом возраст (нефинансовый коэффициент) оказывает незначительное влияние на вероятность банкротства. Во всех способах среди коэффициентов финансовой устойчивости наиболее важным оказалось отношение выручки от реализации к активам (RA). Уменьшение значения этого коэффициента свидетельствует об ухудшении финансового благополучия компании, то есть показывает ее неплатежеспособность. Соответственно, происходит увеличение степени вероятности банкротства.

Значимость коэффициента рентабельности собственного капитала (ROE) подтверждают алгоритм случайного леса и logit-модель. Значения ROE зависят напрямую от уровня эффективности распоряжения собственным капиталом компании и общей эффективности ее работы. Высокие значения показывают снижение вероятности наступления банкротства. Наша гипотеза о наличии в модели показателей из группы коэффициентов финансовой устойчивости в целом подтвердилась. Было выявлено два таких показателя: выручка от реализации / активы (RA) и уровень долговой нагрузки (DEBT). Коэффициент страхового рынка PREMNI (объем премий / чистая прибыль) тоже является одним из важнейших предикторов во всех трех моделях.

На наш взгляд, исследование свежей отчетности способно пролить свет на новые факторы, оказывающие влияние на банкротство. Таким образом, в качестве перспектив исследования стоит выделить анализ данных, собранных за ряд лет. Например, за 2019–2023 гг., так как, по мнению президента ВСС Игоря Юргенса, последствия пандемии начнут отражаться на страховом рынке именно в 2021 г.<sup>4</sup> Кроме того, в этот период

<sup>4</sup> До страховщиков не сразу доходит // Коммерсантъ. URL: <https://www.kommersant.ru/doc/4327079>.

будет происходить внедрение Solvency II, которое при оптимистическом сценарии планируется завершить к 2025 году. Нам также представляется целесообразным продолжить исследования с использованием более продвинутых методов, таких как нейронные сети или бустинг.

### **Список источников**

- Давыдова Г., Беликов А. Методика количественной оценки риска банкротства предприятий // Управление риском. 1999. № 3. С. 13–20.
- Демешев Б., Тихонова А. Прогнозирование банкротства российских компаний: межотраслевое сравнение // Экономический журнал ВШЭ. 2014. Т. 18. № 3. С. 359–386.
- Евстропов М. В. Оценка возможностей прогнозирования банкротства предприятий в России // Вестник Оренбургского государственного университета. 2008. № 4. С. 25–32.
- Жданов В. Ю., Афанасьева О. А. Разработка модели диагностики риска банкротства для авиапредприятий // Управление экономическими системами: электронный научный журнал. 2011. № 8 (12).
- Зайцева О. П. Антикризисный менеджмент в российской фирме // Сибирская финансовая школа. 1998. № 11–12. С. 66–73.
- Николаева И., Палювина А. Банкротство: причины, особенности и последствия в России // Известия Волгоградского государственного технического университета. 2014. № 17. С. 31–39.
- Федорова Е. А., Гиленко Е. В., Довженко С. Е. Модели прогнозирования банкротства: особенности российских предприятий // Проблемы прогнозирования. 2013. № 2. С. 85–91.
- Хайдаршина Г. А. Совершенствование методов оценки рисков банкротства для российских предприятий в современных экономических условиях // Имущественные отношения в Российской Федерации. 2009. № 8 (95). С. 86–95.
- Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // The Journal of Finance. 1968. Vol. 23. No. 4. P. 589–609. URL: <https://doi.org/10.2307/2978933>.
- Altman E., Sabato G. Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market // Abacus. 2007. Vol. 43. P. 332–357.
- BarNiv R., Hershbarger R. A. Classifying financial distress in the life insurance industry // The Journal of Risk and Insurance. 1990. Vol. 59. No. 1. P. 110–136. URL: <https://doi.org/10.2307/252927>.
- Beaver W. H. Financial Ratios as Predictors of Failure // Journal of Accounting Research. 1966. Vol. 4. P. 71–111. URL: <https://doi.org/10.2307/2490171>.
- Chesser D. Predicting Loan Noncompliance // Journal of Commercial Bank Lending. 1974. Vol. 56. P. 28–38.
- Fulmer J. G., Moon J. E., Gavin T. A. et al. A Bankruptcy Classification Model for Small Firms // Journal of Commercial Bank Lending. 1984. Vol. 66. № 11. P. 25–37.
- Gruszczynski M. Financial distress of companies in Poland // International Advances in Economic Research. 2004. Vol. 10. Iss. 4. P. 249–256.
- Hunter J., Isachenkova N. Failure risk. A comparative study of UK and Russian firms // Journal of Policy Modeling. 2001. Vol. 23. № 5. P. 511–521. URL: [https://doi.org/10.1016/S0161-8938\(01\)00064-3](https://doi.org/10.1016/S0161-8938(01)00064-3).
- Lawrence J. R., Pongsatit S., Lawrence H. The Use of Ohlson's O-Score for Bankruptcy Prediction in Thailand // The Journal of Applied Business Research. 2015. Vol. 31. No. 6. P. 1067–1076. URL: <https://doi.org/10.19030/jabr.v31i6.9468>.
- Lin L., Piesse J. Identification of corporate distress in UK industrials: a conditional probability analysis approach // Applied Financial Economics. 2004. Vol. 14. Iss. 2. P. 73–82. URL: <https://doi.org/10.1080/0960310042000176344>.
- Lugovskaya L. Predicting default of Russian SMEs on the basis of financial and non-financial variables // Journal of Financial Services Marketing. 2010. Vol. 14. P. 301–313. URL: <https://doi.org/10.1057/fsm.2009.28>.
- Minussi J., Soopramanien D., Worthington D. Statistical modelling to predict corporate default for Brazilian companies in the context of Basel II using a new set of financial ratios / Lancaster University Management School working paper, 2007.
- Nam J.-H., Jinn T. Bankruptcy prediction: evidence from Korean listed companies during the IMF crisis // Journal of International Financial Management and Accounting. 2000. Vol. 11. Iss. 3. P. 178–197. URL: <https://doi.org/10.1111/1467-646X.00061>.
- Ohlson J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy // Journal of Accounting Research. 1980. Vol. 18. No. 1. P. 109–131.
- Oz I. O., Simga-Mugan C. Bankruptcy prediction models' generalizability: Evidence from emerging market economies // Advances in Accounting. 2018. Vol. 41. P. 114–125. URL: <https://doi.org/10.1016/j.adiac.2018.02.002>.
- Singh B. P., Mishra A. K. Re-estimation and comparisons of alternative accounting based bankruptcy prediction models for Indian companies // Financial Innovation. 2016. Vol. 2. Iss. 6. P. 1–28.

Sirirattanaphonkun W., Pattarathammas S. Default Prediction for Small-Medium Enterprises in Emerging Market: Evidence from Thailand // *Seoul Journal of Business*. 2012. Vol. 18. No. 2. P. 25–54. URL: <https://doi.org/10.35152/SNUSJB.2012.18.2.002>.

Springgate G. Predicting the possibility of failure in a Canadian firm / MBA Research Project, Simon Fraser University, 1978. 164 p.

Taffler R., Tisshaw H. Going, Going, Gone: Four Factors Which Predict // *Accountancy*. 1977. Vol. 45. P. 50–54.

Taffler R. J. The Assessment of Company Solvency and Performance Using a Statistical Modeling. *Accounting and Business Research*. 1983. Vol. 13. Iss. 52. P. 295–308. URL: <https://doi.org/10.1080/00014788.1983.9729767>.

Zmijewski M. E. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models // *Journal of Accounting Research*. 1984. Vol. 22. P. 59–82. URL: <https://doi.org/10.2307/2490859>.

## References

Altman E.I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, vol. 23, no. 4, pp. 589–609. Available at: <https://doi.org/10.2307/2978933>.

Altman, E., Sabato G. (2007). Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market. *Abacus*, vol. 43, pp. 332–357.

BarNiv R., Hershbarger R.A. (1990). Classifying financial distress in the life insurance industry. *The Journal of Risk and Insurance*. vol. 59. no. 1, pp. 110–136. Available at: <https://doi.org/10.2307/252927>.

Beaver W.H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, vol. 4, pp. 71–111. Available at: <https://doi.org/10.2307/2490171>.

Chesser D. (1974). Predicting Loan Noncompliance. *Journal of Commercial Bank Lending*, vol. 56, pp. 28–38.

Davydova G., Belikov A. (1999). Methodology of Quantitative Assessment of the Enterprise Bankruptcy Risk. *Upravlenie riskom – Risk Management*, no. 3, pp. 13–20 (In Russ.).

Demeshev B., Tikhonova A. (2014). Default Prediction for Russian Companies: Intersectoral Comparison. *Ekonomicheskii zhurnal VSE – HSE Economic Journal*, vol. 18, no. 3, pp. 359–386 (In Russ.).

Evstropov M.V. (2008). Evaluation of the Opportunities of Forecasting the Enterprise Bankruptcy in Russia. *Vestnik Orenburgskogo gosudarstvennogo universiteta – Bulletin of the Orenburg State University*, no. 4, pp. 25–32 (In Russ.).

Fulmer J.G., Moon J.E., Gavin T.A. et al. (1984). A Bankruptcy Classification Model for Small Firms. *Journal of Commercial Bank Lending*, vol. 66, no. 11, pp. 25–37.

Fedorova E.A., Gilenko E.V., Dovzhenko S.E. (2013). Models of Bankruptcy Forecasting: Features of Russian Enterprises. *Problemy prognozirovaniya – Problems of Forecasting*, no. 2, pp. 85–91 (In Russ.).

Gruszczynski M. (2004). Financial distress of companies in Poland. *International Advances in Economic Research*, vol. 10, iss. 4, pp. 249–256.

Hunter J., Isachenkova N. (2001). Failure risk. A comparative study of UK and Russian firms. *Journal of Policy Modeling*, vol. 23, iss. 5, pp. 511–521. Available at: [https://doi.org/10.1016/S0161-8938\(01\)00064-3](https://doi.org/10.1016/S0161-8938(01)00064-3).

Khaidarshina G. (2009). Improvement of Methods for Assessing Bankruptcy Risks for Russian Enterprises in Modern Economic Conditions. *Imushchestvennye otnosheniya v Rossiiskoi Federatsii – Property Relations in the Russian Federation*, no. 8 (95), pp. 86–95 (In Russ.).

Lawrence J.R., Pongsatatt S., Lawrence H. (2015). The Use of Ohlson's O-Score for Bankruptcy Prediction in Thailand. *The Journal of Applied Business Research*, vol. 31, pp. 1067–1076. Available at: <https://doi.org/10.19030/jabr.v31i6.9468>.

Lin L., Piesse J. (2004). Identification of corporate distress in UK industrials: a conditional probability analysis approach. *Applied Financial Economics*, vol. 14, iss. 2, pp. 73–82. Available at: <https://doi.org/10.1080/0960310042000176344>.

Lugovskaya L. (2010). Predicting default of Russian SMEs on the basis of financial and non-financial variables. *Journal of Financial Services Marketing*, vol. 14, pp. 301–313. Available at: <https://doi.org/10.1057/fsm.2009.28>.

Minussi J., Soopramanien D., Worthington D. (2007). Statistical modelling to predict corporate default for Brazilian companies in the context of Basel II using a new set of financial ratios. Lancaster University Management School working paper.

Nam J.-H., Jinn T. (2000). Bankruptcy prediction: evidence from Korean listed companies during the IMF crisis. *Journal of international financial management and accounting*, vol. 11, iss. 3, pp. 178–197. Available at: <https://doi.org/10.1111/1467-646X.00061>.

Nikolaeva I., Palyuvina A. (2014). The Bankruptcy: Causes, Features and Consequences in Russia. *Izvestiya Volgogradskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Proceedings of the Volgograd State Technical University*, vol. 17 (144), pp. 31–39 (In Russ.).

Ohlson J.A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, vol. 18, no. 1, pp. 109–131.

Oz I.O., Simga-Mugan C. (2018). Bankruptcy prediction models' generalizability: Evidence from emerging market economies. *Advances in Accounting*, vol. 41, pp. 114–125. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.adiac.2018.02.002>.

Singh B.P., Mishra A.K. (2016). Re-estimation and comparisons of alternative accounting based bankruptcy prediction models for Indian companies. *Financial Innovation*, vol. 2, iss. 6, pp. 1–28.

Sirirattanaphonkun W., Pattarathammas S. (2012). Default Prediction for Small- Medium Enterprises in Emerging Market: Evidence from Thailand. *Seoul Journal of Business*, vol. 18. no. 2, pp. 25–54. Available at: <https://doi.org/10.35152/SNUSJB.2012.18.2.002>.

Springate G. (1978). Predicting the possibility of failure in a Canadian firm. MBA Research Project, Simon Fraser University. 164 p.

Taffler R., Tisshaw H. (1977). Going, Going, Gone: Four Factors Which Predict. *Accountancy*, vol. 45, pp. 50–54.

Taffler R.J. (1983). The Assessment of Company Solvency and Performance Using a Statistical Modeling. *Accounting and Business Research*, vol. 13, iss. 52, pp. 295–308. Available at: <https://doi.org/10.1080/00014788.1983.9729767>.

Zmijewski M.E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, vol. 22, pp. 59–82. Available at: <https://doi.org/10.2307/2490859>.

Zhdanov V., Afanas'eva O. (2011). Development of a Model for Diagnosing the Risk of Bankruptcy for Aviation Enterprises. *Upravlenie ekonomicheskimi sistemami: elektronnyj nauchnyj zhurnal – Management of Economic Systems: Scientific Electronic Journal*, no. 8 (12) (In Russ.).

Zaitseva O.P. (1998). Anti-crisis management in a Russian firm. *Sibirskaya finansovaya shkola – Siberian Financial School*, vol. 11–12, pp. 66–73 (In Russ.).

### Информация об авторах

**Юлия Александровна Тарасова**, кандидат экономических наук, доцент департамента финансов Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», г. Санкт-Петербург  
**Екатерина Сергеевна Февралева**, выпускник департамента финансов Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», г. Санкт-Петербург

### Information about the authors

**Julia Aleksandrovna Tarasova**, Candidate of Economic Sciences, Associate Professor of the Department of Finance, HSE University, Saint Petersburg

**Ekaterina Sergeevna Fevrалеva**, graduate of the Department of Finance, HSE University, Saint Petersburg

Статья поступила в редакцию 15.04.2021

Одобрена после рецензирования 19.07.2021

Принята к публикации 19.08.2021

Article submitted April 15, 2021

Approved after reviewing July 19, 2021

Accepted for publication August 19, 2021