

КОРПОРАТИВНЫЕ ФИНАНСЫ И УЧЕТ

JEL: G32, G33, C38, C51, C53, C58

Разработка моделей прогнозирования банкротства в современных российских условиях

А. В. Казаков¹, А. В. Кольишкин²

¹ Санкт-Петербургский государственный университет,
Российская Федерация, 199034, Санкт-Петербург, Университетская наб., 7–9

² Российский государственный педагогический университет им. А. И. Герцена, Российская Федерация, 191186, Санкт-Петербург, наб. реки Мойки, 48

Для цитирования: Казаков А. В., Кольишкин А. В. Разработка моделей прогнозирования банкротства в современных российских условиях // Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. 2018. Т. 34. Вып. 2. С. 241–266. <https://doi.org/10.21638/11701/spbu05.2018.203>

В статье рассматриваются проблемы прогнозирования банкротства в России. Данный вопрос приобретает все большую актуальность в последние годы в связи с падением доходов населения. Для прогнозирования банкротства предприятий широко применяются модели прогнозирования банкротства, однако в силу ряда ограничений они могут иметь низкую точность. Поэтому в зарубежной литературе идет активное обсуждение путей улучшения качества данного метода. В России наблюдается рост числа созданных моделей, но на данный момент не было обширных исследований, оценивающих их эффективность. Среди целей исследования были поставлены: детальный обзор отечественной литературы по прогнозированию банкротства с целью оценить точность и выявить недостатки существующих моделей; построение нового набора моделей с учетом проанализированных недостатков; выдвижение предложений по дальнейшему совершенствованию моделей для будущих исследований. Проведенный анализ моделей выявил их неэффективность. В качестве причин этого были выделены: проблема стационарности данных, низкое качество бухгалтерской отчетности и недостаточный объем данных, используемых для построения моделей, а также негативное влияние практики манипуляций с бухгалтерской отчетностью и криминальных банкротств. Был создан набор моделей, который оказался эффективным (точность предсказаний около 70%) и устойчивым во времени. Кроме того, был предложен способ повышения качества моделей прогнозирования путем учета всех возможных сценариев несостоятельности предприятия (включая ликвидацию, продажу и приостановку деятельности) методами статистической классификации. В завершение предлагается использовать анализ по закону Бенфорда для выявления групп предприятий, осуществ-

вляющих манипуляции с отчетностью. Проведенная оценка данного метода показала его пригодность для этих целей.

Ключевые слова: прогнозирование банкротства, финансовая несостоятельность, логит-регрессия, антикризисное управление.

Введение

Деятельность любого предприятия — это сложный и многогранный процесс, в ходе которого компания взаимодействует с субъектами на разных уровнях — от поставщиков до отношений с государством, при этом на протяжении всего времени функционирования предприятия как внешние, так и внутренние условия его работы непрерывно меняются. В такой во многом нестабильной и непредсказуемой обстановке несомненно важным представляется прогнозирование будущих состояний того или иного предприятия для принятия управленческих решений и оптимизации его работы. Не менее важным является и прогнозирование вероятности наступления кризисных ситуаций для их своевременного устранения. Особенно это стало актуальным в период мирового экономического кризиса.

Так, согласно данным Центра макроэкономического анализа и краткосрочного прогнозирования (ЦМАКП) за третий квартал 2016 г., рост интенсивности банкротств в России стабилизировался (после сильного роста в течение 2014 и 2015 гг. — более чем на 30%), однако остается на довольно высоком уровне — примерно на 13% выше, чем в 2013 г., а объем просроченной задолженности крупных и средних организаций в январе — августе 2016 г. оказался на 14% выше, чем в аналогичный период 2015 г. (и на 70% выше, чем в 2014 г.) [Рыбалка, Сальников, 2016].

При этом, однако, в некоторых отраслях рост числа банкротств продолжается ввиду значительного ухудшения их финансового состояния. Так, на фоне снижения потребительского спроса (по данным на третий квартал 2016 г. падение располагаемых доходов населения продолжалось в течение восьми кварталов подряд, составив 11% относительно аналогичного периода в 2014 г.) наиболее сильно пострадали строительная отрасль, услуги и торговля, в которых наблюдается существенное снижение продаж (так, по данным Росстата, оборот розничной торговли и строительства на начало 2016 г. падал в течение семи кварталов подряд).

Таким образом, проблема своевременного обнаружения кризисных тенденций на предприятии и прогнозирования банкротства является актуальной. Целью настоящей статьи стало детальное рассмотрение существующих на данный момент как отечественных, так и зарубежных моделей для выявления их недостатков и ограничений, связанных с российскими реалиями. Кроме того, на основе полученных выводов предполагается построить набор моделей для оценки их эффективности. В завершение проводится анализ перспектив усовершенствования методов создания моделей прогнозирования.

1. Обзор литературы и методологические предпосылки создания модели

Одним из способов прогнозирования несостоятельности предприятия является применение так называемых моделей прогнозирования банкротства. Первые

опыты по оценке состояния компании были предприняты еще в XIX в. Особенно активными в этой области были купцы, особенно заинтересованные в определении потенциальной платежеспособности своих клиентов. Однако только в XX в. финансовые и экономические показатели стали широко использоваться, причем не только для прогнозирования банкротства как такового, но и для прогнозирования различных финансовых затруднений. В первой половине XX в. было опубликовано множество работ, посвященных данной тематике. Среди авторов можно отметить У.Б. Хикмана, Ч. Мервина, И. Фишера, А. Вожинловера и многих других. Новый толчок проблема прогнозирования несостоятельности получила после Второй мировой войны в связи с повышением интереса к прогнозированию неплатежеспособности предприятий из-за возросшего числа банкротств.

В качестве основной работы на данном этапе следует указать статью У. Бивера [Beaver, 1966], который выделил ряд финансовых показателей, наиболее различающихся у действующих предприятий и банкротов, при этом были использованы данные финансовой отчетности 158 американских компаний. Однако подход Бивера еще не был статистическим прогнозированием банкротства, исследователю не удалось предложить единый показатель для оценки его вероятности.

Первым, кто применил статистические методы (а именно дискриминантный анализ) для прогнозирования банкротства предприятий, стал Э. Альтман [Altman, 1968]. Он использовал данные по 66 компаниям и предложил регрессионное уравнение, позволявшее отнести анализируемое предприятие либо к категории потенциальных банкротов, либо к финансово стабильным компаниям, либо к «серой зоне», в случае попадания в которую нельзя было сделать однозначного вывода о финансовом положении предприятия. Данная работа дала возможность лицам, принимающим решение, исходя из финансовых данных компаний оценивать состояние своей компании или же компаний-контрагентов. Вслед за Э. Альтманом в 1970 — начале 1980-х годов вышел ряд аналогичных работ (основанных на других выборках для США и разных стран) таких исследователей, как Р. Эдмистер, М. Блам, Э. Дикин, Э. Таффлер, К. Завгрэн.

Следующим шагом в развитии методов создания моделей прогнозирования банкротства стало применение логистической регрессии, впервые предложенное Джеймсом Олсоном [Ohlson, 1980]. Данный метод имеет ряд статистических преимуществ по сравнению с дискриминантным анализом и является интуитивно понятным, при его использовании результатом регрессии является оцененная вероятность предприятия входить в группу банкротов или здоровых. Работа Олсона положила начало массовому применению данного метода другими авторами, вплоть до последнего времени, когда стали набирать популярность методы машинного обучения.

В последнюю декаду число работ, посвященных прогнозированию банкротства, в зарубежной литературе значительно увеличилось, что хорошо иллюстрирует статистика публикаций базы Scopus (рис. 1).

Этот результат можно объяснить повышением доступности данных и развитием новых статистических методов. Так, если в обзоре литературы, сделанном Дж. Белловэри в 2007 г. [Bellovary et al., 2007], было найдено более 150 англоязычных работ и в большинстве из них использовались классические методы — МДА и логистическая регрессия, то в 2013 г. Х. Алака и соавторы [Alaka et al., 2016]

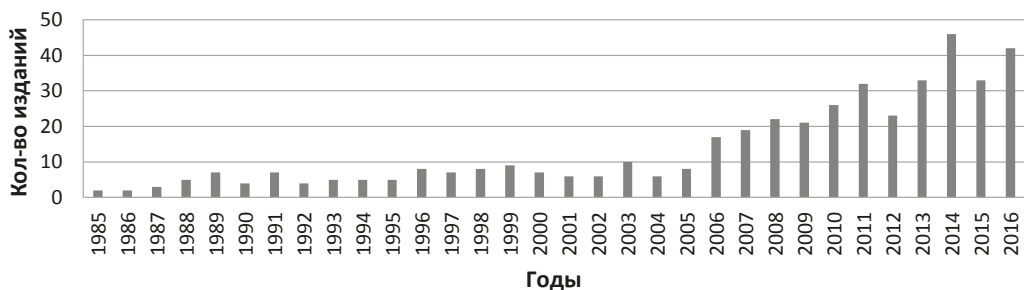


Рис. 1. Количество англоязычных публикаций по теме прогнозирования банкротства в базе Scopus

Источник: составлено нами на основе запросов в базе данных Scopus. URL: <https://www.scopus.com> (дата обращения: 10.10.2017).

обнаружили только за период 2007–2013 гг. 70 работ, в которых уже применялись те или иные методы машинного обучения.

Упомянутые модели относятся к классу так называемых балансовых моделей, использующих в качестве объясняющих переменных те или иные финансовые (балансовые) показатели предприятий наряду с некоторыми небалансовыми переменными, такими как возраст предприятия, доля на рынке и т. д.

Помимо балансовых, была разработана так называемая модель КМВ-Мертонa, за ней последовал целый ряд моделей (см., напр.: [Hillegeist et al., 2004; Bharath, Shumway, 2004], в которых представлен альтернативный подход к прогнозированию несостоятельности предприятия. Эти модели активно применяются банками и финансовыми институтами.

При построении данного класса моделей в расчетах применяется рыночная стоимость акций компании, что при условии эффективных рынков позволяет учитывать информацию, не содержащуюся в балансовых данных. Кроме того, как отмечают В. Агарвал и Р. Таффлер (см.: [Agarwal, Taffler, 2008]), данный метод более подходит для прогнозирования, так как в цене за акцию учитываются будущие денежные потоки. При этом, в отличие от балансовых моделей, модель Мертонa имеет теоретическое обоснование.

Однако среди исследований, оценивавших результативность рыночных моделей в предсказании банкротства, не было обнаружено единого тренда. Так, в работах [Kealhofer, 2003; Oderda et al., 2003] показано, что рыночные модели точнее кредитных рейтингов, а в статье [Hillegeist et al., 2004] утверждается, что рыночные модели охватывают больший объем факторов несостоятельности, нежели балансовые.

В то же время в исследовании [Campbell et al., 2008] установлено, что при учете контрольных переменных рыночные модели показывают слабую предсказательную силу. Кроме того, в работе [Reisz, Perlich, 2007] отмечено, что классическая модель Альтмана оказалась точнее рыночных моделей на горизонте в один год, однако на большем отдалении рыночные модели оказались лучше. Это можно объяснить наличием теоретического обоснования данного класса моделей, что делает их более устойчивыми во времени, нежели балансовые модели прогнозирования банкротства, строящиеся по историческим данным. В. Агарвал и Р. Таффлер [Agarwal,

Taffler, 2008] на основе данных по Великобритании сделали заключение о том, что нет существенной разницы в предсказательной силе между рыночными и балансовыми моделями.

Однако, несмотря на неоднозначные данные о точности рыночных моделей в современной литературе, они могут быть полезным инструментом предсказания несостоятельности, потому что, как отмечают В. Агарвал и Р. Таффлер [Agarwal, Taffler, 2008], два класса моделей охватывают различные факторы риска банкротства и предполагается их совместное использование.

Главным ограничением для использования рыночных моделей в России является слаборазвитый финансовый рынок, вследствие чего балансовые модели выступают единственным возможным инструментом в данном случае. Таким образом, настоящее исследование будет сфокусировано на балансовых моделях.

В России же данная тема только начинает привлекать интерес широкого круга исследователей, в то время как в течение 1990-х и первой половины 2000-х годов было создано лишь несколько отечественных моделей прогнозирования. Это можно отчасти объяснить особенностями экономической ситуации в стране в те годы. Среди авторов первых моделей следует назвать О. П. Зайцеву, Р. С. Сайфуллину, одна из первых моделей была разработана в Иркутской государственной экономической академии (ИГЭА), однако дальнейшие исследования показали их неэффективность [Демешев, Тихонова, 2014].

Значительное повышение интереса к данной теме в России можно проследить начиная с 2007 г., когда многие ученые обратились к данной теме.

Авторами данной статьи была предпринята попытка систематизировать результаты, полученные отечественными исследователями темы прогнозирования банкротства. Был произведен систематический анализ литературы, который показал наличие свыше 40 созданных моделей прогнозирования банкротства (учитывались как модели, упомянутые в статьях, так и магистерские и кандидатские диссертации). Однако авторам удалось получить доступ лишь к 35 работам.

Указанные работы были систематизированы по следующим критериям, связанным с построением моделей прогнозирования:

- отраслевая специализация моделей (создавалась ли модель на смешанной выборке предприятий разных отраслей, или же специализируется на одной конкретной отрасли);
- критерий выбора переменных для моделей;
- выдвинутые гипотезы;
- типы включенных переменных: финансовые, размера, возраста, связанные с внешней средой предприятия;
- статистический метод построения модели: МДА, ЛДА, логистическая регрессия и т. д.;
- размер обучающей выборки;
- факт использования тестовой выборки.

Обзор литературы показал низкий средний уровень работ по данному направлению: так, лишь в пятнадцати работах использовалась тестовая выборка, однако данные выборки сложно назвать репрезентативными в силу малого размера; большая часть моделей была построена на выборке меньше 1000 предприятий, а ряд авторов и вовсе не указывали формулы полученной модели.

В табл. 1 представлены 25 наиболее упоминаемых моделей.

Таким образом, точность данных моделей за пределами обучающих выборок остается неизвестной. При этом важно отметить, что классические модели прогнозирования банкротства (включающие МДА и логистические) создаются на основе предположения о стационарности данных, которое означает, что связи между объясняющими переменными и независимой переменной остаются неизменными с течением времени [Edmister, 1972; Zavgren, 1983; Mensah, 1984; Jones, 1987]. Однако на практике это предположение не реализуется [Barnes, 1982; Richardson, Davidson, 1984; Zmijewski, 1984] в силу многих причин, в том числе и макроэкономических и рыночных изменений [Mensah, 1984], что приводит к тому, что модели прогнозирования банкротства, как правило, показывают меньшую точность на данных будущих периодов, а ряд авторов считают, что модели должны периодически переоцениваться на новых наборах данных [Taffler, 1982; Mensah, 1984; Keasey, Watson, 1991; Dirickx, Van Landeghem, 1994].

В соответствии с этим в данной работе подлжит проверке гипотеза Н1: *существующие модели оценивают вероятность банкротства с удовлетворительной точностью.*

Анализ табл. 1 показывает: отечественные авторы предполагают, что к предприятиям разных отраслей следует применять разный подход. Однако необходимость такого подхода нигде не обосновывается. Таким образом, можно сформулировать подлежащую проверке гипотезу Н2: *существует разница в показателях при оценке предприятий различных отраслей.*

Если эта гипотеза подтвердится, необходимо будет создание набора моделей для различных отраслей.

Для проверки первой гипотезы в настоящей работе были использованы данные по здоровым предприятиям, функционировавшим в 2016 г., и компаниям, обанкротившимся в этот период. Для проверки второй гипотезы были взяты данные по предприятиям, обанкротившимся в 2014–2015 гг., и компаниям, продолжавшим работать в указанное время.

Такие периоды были определены в связи с упомянутой проблемой стационарности данных: ограничение в диапазоне 2014–2015 гг. было выбрано, чтобы исключить искажающее влияние изменившихся макроэкономических условий в 2014 г., а оценочная выборка за 2016 г. — для более адекватной оценки точности моделей (на данных следующего периода).

При этом следует отметить, что оценка точности моделей прогнозирования банкротства заключается в расчете значений выбранных моделей по выборке предприятий с последующим сравнением полученного согласно модели прогноза с реальным состоянием предприятия.

Указанная процедура является так называемой проверкой статистических гипотез, т. е. соответствия между выборочными данными и гипотезами об их вероятностной природе.

Традиционно решение такой задачи начинается с постановки вопроса (предположения), ответ на который будет заключаться в выборе между двумя утверждениями — статистическими гипотезами [Аббакумов, Лезина, 2009, с. 136]: согласно одной из них, предположение верно, согласно другой — нет. В данном случае вопрос, на который требуется найти ответ, заключается в следующем: «Является

Таблица 1. Российские модели прогнозирования банкротства

Авторы моделей	Метод	Год создания	Специализация	Размер выборки		Точность на обучающей выборке	
				Б	З	Б	З
Ю. Д. Шмидт	LDA	2007	Промышленность	–	–	–	–
Т. К. Богданова	Logit	2008	Авиапредприятия	22	68	77.3	95.6
В. Г. Гурлев	MDA	2008	Металлургия	10	10	–	–
М. В. Евстропов (первая модель)	Logit	2008	Обрабатывающая промышленность	10	10	88.5	88.5
М. В. Евстропов (вторая модель)	Logit	2008	Обрабатывающая промышленность	10	10	90.5	90.5
А. В. Курапов	Рейтинговая модель	2010	Разные	1308	2778	–	–
Е. С. Лютова	MDA	2011	Металлургия	10	10	–	–
Ю. А. Алексеева	Logit	2011	Обрабатывающая промышленность	173	1184	87.2	93.5
Д. А. Мурадов	Другие модели	2011	Нефтегазовый сектор				
В. Ю. Жданов	Logit	2011	Авиапредприятия	21	21	86	–
Ю. Д. Шмидт и Л. С. Мазелис	LDA	2012	Промышленность	14	28	–	–
В. Е. Рыгин (для малых предприятий)	Logit	2013	Металлургия	64	78	–	–
В. Е. Рыгин (для крупных предприятий)	Logit	2013	Металлургия	22	110	–	–
Е. А. Федорова и Е. В. Гиленко (первая модель)	Logit	2013	Обрабатывающая промышленность	444	2612	87.14	87.14
Е. А. Федорова и Е. В. Гиленко (вторая модель)	Logit	2013	Обрабатывающая промышленность	444	2612	79.57	79.57
Е. А. Федорова и С. Е. Довженко	Рейтинговая модель	2015	Обрабатывающая промышленность	500	3000	–	–
Е. А. Федорова и Я. В. Тимофеев (для строительства)	Logit	2015	Строительство	378	1000	80	91.4
Е. А. Федорова и Я. В. Тимофеев (для сельского хозяйства)	Logit	2015	Сельское хозяйство	412	1000	77.2	88.6
Е. В. Ширилкина	Другие модели	2015	Разные	11	17	–	–

ли предприятие банкротом?», а нулевой гипотезой, соответственно, утверждение: «Предприятие является банкротом».

При этом при проверке статистических гипотез существует вероятность допустить ошибки первого и второго родов. Ошибка первого рода состоит в том, что отвергается нулевая гипотеза, хотя на самом деле она верна; ошибка второго рода — в том, что нулевая гипотеза не отклоняется, хотя в действительности она неверна.

Таким образом, если предприятие-банкрот классифицируется моделью как здоровое, то имеет место ошибка первого рода; если же здоровое предприятие оценивается как потенциальный банкрот, то речь идет об ошибке второго рода.

Очевидно, что с экономической точки зрения ошибки первого рода значительно опаснее; ведь потери в случае, когда потенциальный банкрот был признан здоровым, очевидны, а вторая ситуация говорит лишь о лишней «перестраховке», и упущенной инвестиционной выгоде. Отсюда следует вывод о том, что значимость ошибок первого и второго рода неравнозначна, и в процессе оценки точности моделей приоритетной должна быть выделена точность верной классификации предприятий-банкротов.

Создание выборки предприятий как для оценки точности моделей, так и для создания новой модели предполагает отбор предприятий согласно определенному принципу. При этом главной целью является обеспечение репрезентативности полученной выборки, которая имеет такое же распределение относительных характеристик, что и генеральная совокупность, т. е. отражает ее свойства. Для реализации указанной цели возможен отбор предприятий рядом способов: простой случайный отбор, стратифицированный, систематический и др.

Наиболее объективным способом является случайный бесповторный отбор, поэтому он и был определен для формирования выборочной совокупности. Главный недостаток данного метода заключается в необходимости наличия реестра генеральной совокупности, при этом важен вопрос репрезентативности источников для построения статистических моделей. В качестве такого реестра была выбрана база данных СПАРК-Интерфакс, предоставляющая финансовые показатели предприятий РФ в разрезе всех отраслей. Для оценки ее репрезентативности была проведена оценка доли предприятий, представленных в базе от общего числа предприятий в экономике страны.

Так, в 2010 г. средняя численность малых предприятий, осуществляющих экономическую деятельность в России, примерно равнялась 1 млн 260 тыс.¹, а среднее число предприятий в российской экономике в целом за последние годы составляло примерно 4 800 000 (согласно данным Российского статистического ежегодника); в то же время среднее число активных предприятий в базе СПАРК за период 2006–2010 гг. равнялось в среднем 750 тыс., или около 15 % от общего числа фирм, что не позволяет считать эту базу реестром генеральной совокупности, однако отобранную из нее выборку можно рассматривать как репрезентативную.

Кроме того, анализ данных, представленных в базе, выявил значительную долю в российской экономике фирм-однодневок: число предприятий, осуществлявших деятельность в течение двух лет (2009–2010 гг.), составило примерно 560 тыс., т. е.

¹ Итоги сплошного наблюдения за деятельностью субъектов малого и среднего предпринимательства // Федеральная служба государственной статистики, 2011. URL: http://www.gks.ru/free_doc/new_site/business/prom/small_business/inter_itog/index.html (дата обращения: 25.03.2018).

из 750 тыс. активных компаний, представленных в базе, около 190 тыс. (или 25 %) существовали первый год. Схожая картина наблюдалась и в период с 2006 по 2009 г.

Интересно сопоставить полученные цифры с данными ЦБ РФ, согласно которым в 2012 г. число фирм с долей налоговых платежей в платежном обороте менее 0,5 % (установленное ЦБ условие для оценки предприятия как однодневки²) составило примерно 550 тыс. (или также около 25 % от всех рассмотренных объектов). Таким образом, есть основания полагать, что около четверти российских предприятий являются однодневками, что может стать серьезной проблемой при создании моделей прогнозирования, так как в подобных случаях предоставляются нерелевантные показатели, что может сказаться на точности создаваемых моделей.

Другой проблемой, связанной с нелегальной деятельностью российских предприятий, которая может негативно повлиять на создание моделей, является распространенная практика криминальных банкротств, по причине которой в 1997 г. была введена уголовная ответственность за криминальное банкротство, однако данная мера остается малоэффективной, так как, к примеру, эффективность процедур банкротства по уплате налоговой задолженности в 2013 г. (в третьей очереди требований) составляла всего 5,4 % а из 10 877 компаний, признанных банкротами в этом периоде, только в 426 случаях было выявлено криминальное банкротство [Епишин, 2015]. При этом число выявленных случаев снижается с каждым годом, что позволяет говорить о том, что проблема криминального банкротства в России имеет больший размах, чем это отражает статистика.

Кроме того, следует отметить еще один факт, связанный непосредственно с отчетностью российских предприятий, а именно незначительную долю предприятий, предоставляющих отчетность по форме № 5 с данными по амортизации (Приложение к бухгалтерскому балансу с обоснованием его разделов по группам активов, которые классифицируются по критерию финансовой принадлежности), что делает невозможным использование в статистических моделях широко применяемого в западных моделях показателя денежного потока. Так, по данным за 2010 г., только около 8 % из всех находящихся в базе предприятий предоставили данные по величине амортизации. При этом более крупные предприятия намного чаще могут отразить такие показатели в отчетности — 40 % предприятий с активами больше 100 млн руб. против 2 % предприятий с активами до 10 млн руб.

Таким образом, можно сделать вывод о том, что особенности ведения бизнеса в России вкуче с проблемами предоставления статистических данных обуславливают определенные ограничения, которые отсутствуют в зарубежной практике, для создания моделей прогнозирования банкротства.

Для построения модели выбран метод логистической регрессии, который на данный момент является одним из наиболее распространенных в литературе.

Создание модели предусматривает деление всей совокупности предприятий на две части — обучающую выборку, необходимую для непосредственных расчетов и создания моделей, и тестовую, на данных которой можно произвести валидацию полученных моделей.

² ЦБ нашел новый признак однодневок — налоги менее 0,5% от оборота // Ведомости. 10.11.2015. URL: <http://www.vedomosti.ru/economics/articles/2015/11/11/616334-tsb-nashel-novii-priznak-odnodneвок-nalogi-menee-05-ot-oborota> (дата обращения: 25.03.2018).

2. Создание оценочной, тестовой и обучающей выборки

Для формирования исходного массива данных из информационной базы СПАРК были отобраны предприятия, обанкротившиеся в период 2014–2015 гг., а также осуществлявшие деятельность в указанный период и имеющие активы на сумму не менее 300 000 руб. и выручку не менее 2 000 000 руб., в количестве 65 243 предприятий, из числа которых были исключены компании с нелогичными значениями показателей баланса. Все предприятия были разбиты на четыре отрасли: 1) сельское хозяйство; 2) строительство; 3) торговля и 4) сфера услуг. Разделение предприятий по отраслям осуществлялось на основе данных ОКВЭД, представленных в базе, что делает его в некоторой мере условным в силу несовершенства отраслевой классификации предприятий.

В результате была сформирована оценочная выборка, необходимая для оценки точности существующих моделей прогнозирования на предприятиях российской экономики. Структура данной выборки представлена в табл. 2.

Таблица 2. Структура оценочной выборки

Отрасль	Здоровые предприятия	Банкроты
Сельское хозяйство	7244	1335
Строительство	4725	1776
Торговля	6470	1153
Услуги	7432	1242

Примечание: таблица основывается на созданной нами с помощью базы данных СПАРК выборке предприятий через поисковые запросы. СПАРК. URL: <http://www.spark-interfax.ru/> (дата обращения: 28.03.2018).

Для выбранных предприятий были рассчитаны 68 показателей, применяющихся в выбранных моделях. При этом была проанализирована частота использования тех или иных показателей в существующих моделях на основе данных по 38 моделям прогнозирования банкротства (табл. 3).

Таблица 3. Наиболее часто встречающиеся в моделях показатели

Показатели	Частота использования	Значения, %
Чистая прибыль к активам	13	7,1
Оборотные активы к краткосрочным обязательствам	13	7,1
Собственный капитал к обязательствам	10	5,5
Рабочий капитал к активам	10	5,5
Чистая прибыль к обязательствам	9	4,9
Выручка к активам	9	4,9
Обязательства к активам	7	3,8
Обязательства к собственному капиталу	6	3,3
Прибыль до вычета налогов и процентов к активам	5	2,7
Прибыль до налогообложения к активам	5	2,7

Таким образом, видно, что наиболее часто применяемыми в моделях показателями являются основные финансовые коэффициенты, характеризующие рентабельность, ликвидность и структуру капитала. При этом одной из целей данной работы являлась проверка гипотезы о наличии специфических показателей для конкретных отраслей.

Затем имеющиеся данные были проанализированы графически, путем построения гистограмм распределения и ящичковых диаграмм для каждой переменной. Анализ выявил наличие среди показателей большого числа переменных, распределенных не по нормальному закону.

После этого из данной совокупности были исключены выбросы. Ликвидация выбросов была осуществлена в системе *Statistica* методом удаления наблюдений, лежащих на расстоянии более двух стандартных отклонений от среднего. Для повышения точности применялись как двухсторонний, так и односторонние тесты, в случае наличия асимметрии распределения. Затем была проведена балансировка данных с использованием генератора случайных чисел. В итоге были сформированы обучающие выборки следующего размера (табл. 4).

Таблица 4. Численность сформированных обучающих выборок

Отрасль	Количество	
	банкротов	здоровых предприятий
Сельское хозяйство	1335	1335
Строительство	1776	1776
Торговля	1153	1153
Услуги	1242	1242

Примечание: таблица основывается на созданной нами с помощью базы данных СПАРК выборке предприятий через поисковые запросы. СПАРК. URL: <http://www.spark-interfax.ru/> (дата обращения: 28.03.2017).

Тестовая выборка была собрана из предприятий, обанкротившихся в первой половине 2016 г., для проверки прогностической способности созданных моделей за временными рамками обучающей выборки.

3. Оценка точности существующих моделей

Для наиболее полной оценки применимости существующих моделей на собранной оценочной выборке было отобрано 35 моделей, включающих в себя как зарубежные (классические и наиболее востребованные модели последних лет), так и отечественные методики (выделенные по критерию цитируемости и проработанности). Модели представлены ниже (табл. 5; уравнения для расчета соответствующих коэффициентов см. в Приложении).

Точность предсказаний описанных моделей, определенная нами, оказалась крайне низкой для всех отраслей (табл. 6).

Для упрощения восприятия точность моделей была разделена на три группы: 1) меньше 50 % (группа 0); 2) от 50 до 70 % (группа 1); 3) выше 70 % (группа 2). Значения показателей табл. 6 следует понимать так: например, семь моделей показали

Таблица 5. Модели прогнозирования банкротства

Годы	Авторы моделей	
	зарубежные	русские
1960-е	Альтман	–
1970-е	Лиса, Таффлер, Спрингейт	–
1980-е	Змиевский, Олсон, Чессер	–
1990-е	Бигли, Альтман	ИГЭА, Р.С. Сайфуллин
2000-е	Гиноглу, Грушсински, Лин, Альтман и Сабато	М. В. Евстропов, Ю. Д. Шмидт, Т. К. Богданова, А. В. Колышкин, Г. В. Савицкая, В. В. Ковалев
2010-е		Е. В. Ширинкина, Д. А. Мурадов, Е. А. Федорова и Е. В. Гиленко, Е. А. Федорова и Я. В. Тимофеев, Ю. Д. Шмидт и Л. С. Мазелис, Ю. А. Алексеева, В. Ю. Жданов

Таблица 6. Распределение моделей в зависимости от точности предсказаний

Точность прогнозирования		Обрабатывающая промышленность	Сельское хозяйство	Строительство	Торговля	Услуги
банкротов	здоровых предприятий					
Менее 50 %	Менее 50 %	11	9	16	17	11
Менее 50 %	От 50 до 70 %	3	10	5	9	8
От 50 до 70 %	Менее 50 %	2	7	9	6	6
Менее 50 %	Выше 70 %	5	6	5	3	5
Выше 70 %	Менее 50 %	7	1	0	0	2
Итого моделей, точность прогноза которых хотя бы по одной из позиций меньше 50 %		28	33	35	35	32
От 50 до 70 %	От 50 до 70 %	4	1	0	0	3
От 50 до 70 %	Выше 70 %	2	1	0	0	0
Выше 70 %	От 50 до 70 %	1	0	0	0	0
Итого моделей, точность прогноза которых хотя бы по одной из позиций от 50 до 70 %		7	2	0	0	3
Выше 70 %	Выше 70 %	0	0	0	0	0

точность выше 70 % для банкротов, но менее 50 % для здоровых предприятий. Точность в 70 % была выбрана в качестве порога адекватности модели, так как данное значение считается в литературе минимальной приемлемой точностью для моделей прогнозирования [Хайдаршина, 2007], и, как видно из табл. 6, ни одна модель не показала приемлемой точности ни в одной из представленных отраслей. Таким образом, можно сказать, что существующие российские модели, созданные для отрасли обрабатывающей промышленности, оказались неэффективными. Одним из объяснений такого результата может быть тот факт, что существующие в обрабатывающей промышленности подотрасли довольно разнообразны и могут существенно отличаться друг от друга по специфике деятельности и особенностям

ведения бизнеса, что, в свою очередь, отражается на структуре финансовых показателей. Таким образом, прогнозирование несостоятельности компаний обрабатывающей промышленности требует более глубокого отраслевого деления, которое невозможно по причине малого числа банкротов.

4. Построение моделей

Первым шагом при построении являлся выбор предикторов для нее. Важность этого шага определяется тем фактом, что от того, насколько коррелируют показатели, включенные в модель с банкротством предприятий, и будет в наибольшей степени зависеть ее прогностическая способность. При этом набор показателей должен наиболее полно описывать все возможные аспекты деятельности предприятия.

Основными показателями в прогнозировании несостоятельности по финансовым данным являются показатели ликвидности, рентабельности, финансовой устойчивости и оборачиваемости [Bellovary et al., 2007].

Однако ряд авторов отмечают, что применения одних лишь финансовых коэффициентов недостаточно. Так, в нескольких работах подчеркивалась важность учета динамики показателей при создании моделей (см.: [Tamari, 1966; Chalos, 1985; Betts, Belhoul, 1987]), а также учета внешних факторов — коэффициентов, связанных с отраслью предприятия. В то же время на основе эмпирических результатов становится очевидным, что внешние показатели не являются информативными при отнесении предприятия к группе банкротов или здоровых (на зарубежных данных — в работе Х. Платта [Platt H. D., Platt M. B., 1991], в России — в работе Г. А. Хайдаршиной [Хайдаршина, 2007]).

В соответствии с этим для анализа в данной работе были отобраны финансовые коэффициенты, динамические показатели, а также показатели масштаба (так как размер предприятия играет большую роль при учете его выживаемости и перспектив роста) (см.: [Serrasqueiro et al., 2010; Hoffmann, Bertín, 2014]).

Расчет же таких качественных показателей, как возраст, кредитная история и отраслевая специфика невозможен в силу отсутствия подобных данных в информационной базе СПАРК. При этом важность таких показателей может быть высокой, и их включение в модель позволило бы значительно повысить ее точность.

Всего было рассчитано 77 показателей. Отобранные в ходе данного анализа наиболее коррелирующие показатели и должны были стать основой новой модели, однако перед этим необходимо из наиболее коррелирующих предикторов убрать те из них, которые значительно коррелируют с другими, чтобы устранить явление мультиколлинеарности, так как оно может негативно сказаться на точности модели.

С этой целью для каждой отрасли были отобраны по 15 наиболее коррелирующих с банкротством показателей, которые были определены путем проведения однофакторного дисперсионного анализа (так как коэффициент Пирсона не применим в данном случае в силу ненормального распределения показателей, а также дихотомичной зависимой переменной), и из данного набора предикторов и были созданы наборы для моделей с расчетом на то, чтобы корреляция между факторами была минимальной.

Затем для проверки разграничительной способности данных показателей были проведены расчеты средних значений с 95 %-м доверительным интервалом на основе данных обучающей выборки, которые подтвердили их хорошую разграничительную способность.

После отбора наиболее статистически значимых предикторов (см. переменные в моделях) настал финальный этап — непосредственное создание модели. Для этого было использовано программное решение IBM SPSS Statistics 20, а именно раздел логистической регрессии с методом принудительного включения переменных в анализ.

В результате расчетов были получены значения коэффициентов при показателях для каждой из моделей. Все показатели меньше 0,01, что говорит об их статистической значимости. Полученные модели имеют следующий вид:

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Y_i}},$$

где

P_i — оцененная вероятность банкротства предприятия для i -й отрасли;

Y_i — так называемая скрытая переменная регрессии для i -й отрасли.

Значения скрытых переменных (Y) для каждой из отраслей представлены ниже.

Сельское хозяйство:

$$Y = -6,903 - 16,416 \cdot \frac{CASH}{SL} - 0,430 \cdot \frac{NP}{L} - 0,326 \cdot \frac{EQ}{L} + 0,335 \cdot \ln L.$$

Строительство:

$$Y = -17,603 - 0,038 \cdot \frac{EQ}{CA} + 0,007 \cdot \frac{L}{S} + 0,961 \cdot \ln L.$$

Торговля:

$$Y = -22,329 - 1,825 \cdot \frac{CASH}{SL} - 0,181 \cdot \ln AAR - 0,039 \cdot \ln S + 1,395 \cdot \ln L.$$

Услуги:

$$Y = -16,478 - 3,493 \cdot \frac{CASH}{SL} - 0,215 \cdot \frac{EBT}{A} + 0,888 \cdot \ln L,$$

где

$\frac{CASH}{SL}$ — отношение денежных средств к краткосрочным обязательствам;

$\frac{EQ}{L}$ — отношение собственного капитала к общей задолженности;

$\frac{EQ}{CA}$ — отношение собственного капитала к оборотным активам;

$\frac{L}{S}$ — отношение общей задолженности к выручке;

$\frac{EBT}{A}$ — отношение прибыли до налогообложения к активам;

$\frac{NP}{L}$ — отношение чистой прибыли к общей задолженности;

$\frac{NP}{OC}$ — отношение чистой прибыли к себестоимости;

$\ln AAR$ — натуральный логарифм от разности между величиной активов и дебиторской задолженностью;

$\ln S$ — натуральный логарифм от величины выручки;

$\ln L$ — натуральный логарифм от величины общей задолженности.

Оцененная вероятность банкротства P_i может принимать значения от 0 до 1, что говорит о том, что в модели классифицировано данное предприятие как банкрот соответственно с вероятностью 0 или 100 %. При этом следует отметить, что выбор критерия отнесения предприятия к банкротам или здоровым на основании значения P_i может быть осуществлен пользователем модели в зависимости от требуемой ему однозначности классификации. Обычно же в качестве порога классификации (так называемого *threshold*) берется значение P_b , равное 0,5. Данное пороговое значение использовалось и в настоящей статье при оценке точности классификации полученных моделей.

Точность полученных моделей на обучающей выборке оказалась следующей (табл. 7).

Финальным этапом данной работы стала оценка полученных моделей на тестовой выборке, для проверки их точности вне обучающей совокупности (табл. 8).

Таблица 7. Точность полученных моделей применительно к обучающей выборке

Отрасль	Верные предсказания, %	
	банкроты	здоровые предприятия
Сельское хозяйство	73,3	72,4
Строительство	88,5	79,9
Торговля	83,0	79,0
Услуги	78,8	74,4

Таблица 8. Точность полученных моделей применительно к тестовой выборке

Отрасль	Верные предсказания, %	
	банкроты	здоровые предприятия
Сельское хозяйство	66,8	65,2
Строительство	76,4	77,1
Торговля	68,3	72,8
Услуги	74,5	73,9

Точность полученных моделей оказалась в среднем равна примерно 70 % верно классифицированных банкротов и здоровых предприятий, что позволяет говорить

о том, что увеличение обучающей выборки и отраслевая специализация позволили добиться более высокой точности прогнозирования.

5. Анализ результатов исследования

Таким образом, полученные результаты позволяют сделать вывод о том, что подтверждений первой гипотезе не было найдено, потому что из 35 протестированных моделей ни одна не показала точности на уровне, считающемся приемлемым (более 70%), как на данных отраслей, для которых они создавались, так и на данных других отраслей. При этом следует отметить, что на обучающей выборке все модели, по которым имелась такая информация, показали точность не ниже 75% (см. табл. 1). В русле обсуждения проблемы стационарности данных (и того факта, что некоторые из моделей имели точность на обучающей выборке более высокую, чем созданные в данном исследовании) очевидно, что разработанные нами модели оказались более устойчивы во времени.

При этом на основе полученных моделей можно сделать вывод о том, что одним из главных индикаторов наступления банкротства для предприятий всех отраслей является показатель абсолютной величины задолженности, следом же за ним идет коэффициент абсолютной ликвидности, представленный в моделях для трех из четырех отраслей. В силу крайне малого привлечения долгосрочного заемного капитала малыми и средними предприятиями России не было обнаружено статистической разницы между показателем отношения денежных средств к общей задолженности и показателем абсолютной ликвидности. Помимо же указанных двух, остальные показатели в моделях различаются, и очевидно, что модели для некоторых отраслей содержат очень специфичные коэффициенты (редко встречающиеся в существующих методиках, такие как натуральные логарифмы от величины выручки и разницы между величиной активов и дебиторской задолженностью для отрасли торговли). Присутствие указанных коэффициентов в модели является логичным в силу специфики каждой из отраслей. Таким образом, вторая гипотеза получила свое подтверждение.

Следует отметить, что отраслевая специализация моделей позволила добиться более высокой точности предсказаний на тестовой выборке по сравнению с предыдущими работами. Другой причиной могло стать повышение статистической силы моделей ввиду увеличения выборки предприятий-банкротов.

При этом меньшая точность моделей на данных тестовой выборки согласуется с другими результатами в литературе по рассматриваемому вопросу в связи с проблемой стационарности данных, что вносит определенные ограничения в применение моделей.

Одним из решений данной проблемы может быть ежегодная корректировка коэффициентов моделей [Ooghe, Balcaen, 2002]. Кроме того, улучшить качество моделей можно за счет еще более узкой отраслевой специализации, однако данное решение затруднительно в силу малого числа банкротств.

По нашему мнению, одним из решений для дальнейшего увеличения точности моделей прогнозирования банкротства является более четкое разделение между сценариями несостоятельности предприятий.

Прежде всего, необходимо определиться с тем, что рассматривать под несостоятельностью. Так, модели прогнозирования банкротства в основной массе направлены на предсказание именно банкротства, т. е. в группе несостоятельных предприятий используются данные по компаниям, которые были признаны несостоятельными юридически — стали банкротами. Однако не все компании, сталкивающиеся с трудностями, становятся банкротами: некоторые, благодаря успешным антикризисным мерам, продолжают свою деятельность, другие же (преимущественно мелкие компании), в условиях кризиса вовсе прекращают свою деятельность. В зарубежной литературе также выделяют прекращение деятельности предприятия в связи с поглощением другим предприятием (*merger and acquisition*) [Balcaen et al., 2011], а исследователи деятельности мелких предприятий (в том числе «стартапов») и предпринимательства выделяют также продажу предприятия собственником (предпринимателем) в качестве одного из видов прекращения деятельности [Wiklund, Shepherd, 2011]. Нередки ситуации, когда предприятие, которое не смогло справиться с возникшими трудностями, не дошло при этом до процедуры банкротства («ошибка выжившего»). Такие предприятия не будут учтены при создании модели на основе данных только по банкротам, что в значительной мере снижает ее качество.

На наш взгляд, более объективно вместо понятия «предприятие-банкрот» использовать более широкое понятие «несостоятельность» (по аналогии с существующим в англоязычной литературе термином «failure»), которое включает в себя все указанные варианты прекращения деятельности предприятия из-за того или иного кризиса (в том числе неплатежеспособности, приведшей к банкротству).

Ряд авторов пытались решить данную проблему и использовали в построении моделей такие критерии несостоятельности, как «финансовые проблемы» («financial distress»), которые определялись наличием убытка в течение 3 лет подряд (см.: [Doumpos, Zopoudinis, 1999; Kahya, Theodossiou, 1999; Platt H. D., Platt M. B., 2002]) или «неплатежеспособность» [Ward, Foster, 1997], однако в большинстве работ используется классическое деление обучающей выборки на здоровые предприятия и банкроты [Balcaen, Ooghe, 2006], так как до последнего времени указанный подход был единственным доступным подходом для исследователей в силу отсутствия баз данных с финансовыми показателями предприятий.

В настоящее время такие базы доступны и позволяют работать с гораздо большим объемом информации, который можно изучать и применять с помощью современных методов машинного обучения, таких как метод опорных векторов, метод случайного леса и ряд других алгоритмов. Правда, следует отметить, что данные методы, несмотря на их более высокую прогнозную силу по сравнению с классическими методами регрессионного анализа, малопригодны для прогнозирования банкротства, так как они не могут быть интерпретированы (см.: [Колышкин и др., 2014; du Jardin, 2017]).

Однако они с успехом применяются для других целей, в том числе и для выделения различных сценариев прекращения деятельности предприятия, описанных выше. Так, для этих целей можно использовать различные машинные алгоритмы классификации, о чем упоминают некоторые авторы (см.: [Колышкин и др., 2014; Kovalenko, Urtenov, 2010]), что может стать направлением для будущих исследований по теме прогнозирования банкротства.

В завершение следует отметить еще два негативных момента, связанных с российскими экономическими реалиями, которые могут существенно исказить исходные данные при создании модели и которые также необходимо выделить в отдельный сценарий: во-первых, особенности бизнеса в России, связанные с ведением черной бухгалтерии, и, во-вторых, практика криминальных банкротств.

Из-за первого указанного недостатка возможно снижение релевантности данных общей выборки в случае включения в нее предприятий, ведущих черную бухгалтерию; второй негативный момент приводит к тому, что в выборку несостоятельных предприятий будут включены и те, которые не имели реальных причин для банкротства и намеренно спровоцировали его и, соответственно, также являются нерелевантными с точки зрения реальной ситуации.

Одним из способов проверки наличия в выборке таких предприятий может быть так называемый анализ распределения первой цифры («first digit analysis») в соответствии с законом Бенфорда [Benford, 1938], согласно которому распределение первой цифры в больших наборах данных должно подчиняться распределению Бенфорда:

$$P(d) = \log_{10} \left(\frac{1+d}{d} \right), \text{ где } d \in \{1, \dots, 9\}.$$

Данный метод получил в последнее время довольно широкое распространение в различных сферах (к примеру, при анализе данных статистических опросов). Он нашел также применение в выявлении манипуляций с отчетностью в аудите и финансовом анализе (см.: [Tsenzharik, 2013; Tam Cho, Gaines, 2007; Durtschi, Hillison, 2004]). В данной статье была предпринята попытка оценить возможность применения данного метода для решения поставленной выше задачи выделения из обучающей выборки группы криминальных банкротов. Для этого на основе имеющейся выборки предприятий были рассчитаны частоты появления цифр для таких показателей, как активы, себестоимость, денежные средства, кредиторская и дебиторская задолженность. Данные показатели были отобраны для анализа в соответствии с предположением о том, что они в первую очередь подвержены манипуляциям (к примеру, в рамках схем вывода активов при преднамеренном банкротстве или же ведении черной бухгалтерии по схеме завышения затрат, путем перекалывания части выручки на компании-однодневки для вывода наличных средств).

Полученные частоты были сравнены с аналогичными по Бенфорду, а также был рассчитан показатель хи-квадрат для оценки статистической значимости соответствия наблюдаемого распределения распределению Бенфорда (см.: [Tam Cho, Gaines, 2007]).

Расчеты показали, что расхождение наблюдаемых распределений и в группе банкротов, и в группе здоровых оказалось статистически незначимым, однако в группе банкротов расхождение было значительно выше, чем в группе здоровых предприятий. Данное отклонение можно объяснить тем, что среди банкротов концентрация предприятий, тем или иным образом манипулирующих отчетностью, может быть выше, чем в группе здоровых компаний. Кроме того, частота отдельных цифр довольно существенно отличается от распределения Бенфорда в каждой из отраслей. Можно сделать вывод о том, что метод анализа распределения по первой цифре позволил обнаружить определенные несоответствия в данных россий-

ских предприятий, и есть основания полагать, что применительно к более узким выборкам, сформированным с помощью предложенного выше метода кластеризации, данный метод сможет послужить проверочным критерием при выделении группы криминальных банкротов и компаний, фальсифицирующих отчетность.

Литература

- Аббакумов В. Л., Лезина Т. А. Бизнес-анализ информации. Статистические методы. СПб.: Экономика, 2009. 374 с.
- Демешев Б. Б., Тихонова А. С. Прогнозирование банкротства российских компаний: межотраслевое сравнение // Экономический журнал Высшей школы экономики. 2014. Т. 18, № 3. С. 359–386.
- Епишин В. В. Криминальное банкротство — почему не работает уголовный закон? // Вестник Академии Генеральной прокуратуры Российской Федерации. 2015. Т. 46, № 2. С. 91–98.
- Кольшикин А. В., Гиленко Е. В., Довженко С. Е., Жилкин С. А., Чое С. Е. Прогнозирование финансовой несостоятельности предприятий // Вестник Санкт-Петербургского университета. Серия 5. Экономика. 2014. Вып. 2. С. 122–142.
- Рыбалка А., Сальников В. Банкротства юридических лиц в России: основные тенденции. III квартал 2016 // Мониторинг. Банкротства юридических лиц в России. Центр макроэкономического анализа и краткосрочного прогнозирования (ЦМАКП), 2016. URL: http://www.forecast.ru/_ARCHIVE/Analytics/PROM/2016/Bnkrpc-3-16.pdf (дата обращения: 20.04.2017).
- Хайдаршина Г. А. Количественные методы оценки риска банкротства предприятий: классификация и практическое применение // Вестн. Финансового ун-та. 2007. № 4. С. 169–178.
- Agarwal V., Taffler R. Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models // Journal of Banking and Finance. 2008. Vol. 32, iss. 8. P. 1541–1551.
- Alaka H. A., Oyedele L. O., Owolabi H. A. Methodological approach of construction business // Construction Management and Economics. 2016. Iss. 34, no. 11. P. 808–842.
- 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.
- Balcaen S., Manigart S., Ooghe H. From distress to exit: determinants of the time to exit // Journal of Evolutionary Economics. 2011. P. 407–446.
- Balcaen S., Ooghe H. 35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems // The British Accounting Review. 2006. Vol. 38. P. 63–93.
- Barnes P. Methodological implications of non-normality distributed financial ratios // Journal of Business Finance and Accounting. 1982. Vol. 9, no. 1. 1982. P. 51–62.
- Beaver W. H. Financial ratios as predictors of failure // Journal of Accounting Research. 1966. No. 4. P. 71–111.
- Bellovary J., Giacomin D., Akers M. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present // Journal of Financial Education. 2007. Vol. 33. P. 34–56.
- Benford F. The Law of Anomalous Numbers // Proceedings of the American Philosophical Society. 1938. Vol. 78. P. 551–572.
- Betts J., Belhoul D. The effectiveness of incorporating stability measures in company failure models // Journal of Business Finance and Accounting. 1987. Vol. 14, iss. 3. P. 323–334.
- Bharath S., Shumway T. Forecasting default with the KMV-Merton model (December 17, 2004) // AFA 2006 Boston Meetings Paper. 36 p. URL: <https://ssrn.com/abstract=637342> (дата обращения: 22.03.2017).
- Blum M. Failing company discriminant analysis // Journal of Accounting Research. 1974. Vol. 12, No. 1. P. 1–25.
- Chalos P. Financial distress: a comparative study of individual, model and committee assessments // Journal of Accounting Research. 1985. Vol. 23, iss. 2. P. 527–543.
- Campbell J. Y., Hilscher J., Szilagyi J. In search of distress risk // Journal of Finance. 2008. Vol. 63, iss. 6. P. 2899–2939.
- Deakin E. On the nature of the distribution of financial accounting ratios: some empirical evidence // The Accounting Review, 1976. Vol. 51, no. 1. P. 90–97.
- Dirickx Y., Van Landeghem G. Statistical failure prevision problem // Tijdschrift voor economie en management. 1994. Vol. 39, iss. 4. P. 429–462.
- Doumpos M., Zopoudinis C. A multicriteria discrimination method for the prediction of financial distress: the case of Greece // Multinational Finance Journal. 1999. Vol. 3, no. 2. P. 71–101.
- Du Jardin P. Dynamics of firm financial evolution and bankruptcy prediction // Expert Systems With Applications. 2017. Vol. 75. P. 25–43.

- Durtschi C., Hillison W.* The Effective Use of Benford's Law to Assist in Detecting Fraud in Accounting Data // Journal of Forensic Accounting. 2004. Vol. 5. P. 17–34.
- Edmister R. O.* An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction // The Journal of Financial and Quantitative Analysis. 1972. Vol. 7, no. 2. P. 1477–1493
- Hillegeist S. A., Keating E. K., Cram D. P., Lundstedt K. G.* Assessing the probability of bankruptcy // Review of Accounting Studies. 2004. Vol. 9, iss. 1. P. 5–34.
- Hoffmann P. S., Bertin M. J.* Firm Size as Determinant of the Nonlinear Relationship Between Bank Debt and Growth Opportunities: The Case of Chilean Public Firms // Emerging Markets Finance & Trade. 2014. Vol. 50, iss. 1. P. 265–293.
- Jones F. L.* Current techniques in bankruptcy prediction // Journal of Accounting Literature. 1987. Vol. 6. P. 131–164.
- Kahya E., Theodossiou P.* Predicting corporate financial distress: a time-series CUSUM methodology // Review of Quantitative Finance and Accounting. 1999. Vol. 13, iss. 4. P. 323–345.
- Kealhofer S.* Quantifying credit risk I: Default prediction // Financial Analysts Journal. 2003. Vol. 59, iss. 1. P. 30–44.
- Keasey K., Watson R.* Financial Distress Prediction Models: A Review of Their Usefulness // British Journal of Management. 1991. Vol. 2, iss. 2. P. 89–102.
- Kovalenko A. V., Urtenov M.* Cluster analysis of the financial and economic condition of building business branch // Scientific Journal Kuban State University. 2010. Vol. 60, iss. 6. P. 10–16.
- Mensah Y. M.* An examination of the stationarity of multivariate bankruptcy prediction models: a methodological study // Journal of Accounting Research. 1984. Vol. 22, iss. 1. P. 380–395.
- Ohlson J.* Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy // Journal of Accounting Research. 1980. Vol. 18, iss. 1. P. 109–131.
- Ooghe H., Balcaen S.* Are Failure Prediction Models Transferable From One Country To Another? An Empirical Study Using Belgian Financial Statements. Working Paper Series. Faculty of Economics and Business Administration. Ghent: Ghent University. 2002. 60 p. URL: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.482.7221&rep=rep1&type=pdf> (дата обращения: 28.02.2017).
- Oderda G., Dacorogna M. M., Jung T.* Credit risk models — Do they deliver their promises? A quantitative assessment // Economic Notes. 2003. Vol. 32, iss. 2. P. 177–195.
- Platt H. D., Platt M. B.* A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction Journal of Banking and Finance. 1991. Vol. 15, iss. 6. P. 1183–1194.
- Platt H. D., Platt M. B.* Predicting corporate financial distress: reflections on choice-based sample bias // Journal of Economics and Finance. 2002. Vol. 26, iss. 2. P. 184–199.
- Richardson F. M., Davidson L. F.* On Linear Discrimination With Accounting Ratios // Journal Of Business Finance And Accounting. 1984. Vol. 11, iss. 4. P. 511–525.
- Reisz A. S., Perlich C.* A market-based framework for bankruptcy prediction // Journal of Financial Stability. 2007. Vol. 3, iss. 2. P. 85–131.
- Serrasqueiro Z., Nunes P. M., Leitão J., Armada M.* Are there non-linearities between SME growth and its determinants? A quantile approach // Industrial and Corporate Change. 2010. Vol. 19, iss. 4. P. 1071–1108.
- Taffler R. J.* Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and financial ratio data // Journal of Royal Statistical Society. Series A. 1982. Vol. 145, iss. 3. P. 342–358.
- Tam Cho W. K., Gaines B. J.* Breaking the (Benford) Law: Statistical Fraud Detection in Campaign Finance // The American Statistician. 2007. Vol. 61, iss. 3. P. 218–223.
- Tamari M.* Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy // Management International Review. 1966. Vol. 6, iss. 4. P. 15–21.
- Tsenzharik M.* Benford's Law As a Tool For Detecting of Financial Statements Falsification // Oil, Gas & Energy Quarterly. 2013. Vol. 61, iss. 3. P. 487–496.
- Ward T. J., Foster B. P.* A note on selecting a response measure for financial distress // Journal of Business Finance and Accounting. 1997. Vol. 24, iss. 6. P. 869–879.
- Wiklund J., Shepherd D.* Where to from here: EO as experimentation, failure, and distribution of outcomes // Entrepreneurship Theory and Practice. 2011. Vol. 35. P. 925–946.
- Zavgren C.* The prediction of corporate failure: the state of the art // Journal of Accounting Literature. 1983. Vol. 2. P. 1–37.
- Zavgren C. V., Friedman G. E.* Are Bankruptcy Prediction Models Worthwhile? An Application in Securities Analysis // Management International Review. 1988. Vol. 28, no. 1. P. 34–44.
- Zmijewski M. E.* Methodological iss.s Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models // Journal of Accounting Research. 1984. Vol. 22. P. 59–82.

Контактная информация:

Казakov Александр Валерьевич — аспирант; kazakov.a.pu@gmail.com
Кольшхин Александр Викторович — канд. экон. наук; alexvk75@mail.ru

The development of bankruptcy prediction models in modern Russian economy

A. V. Kazakov¹, A. V. Kolyshkin²

¹ St. Petersburg State University, 7–9, Universitetskaya nab., St. Petersburg, 199034, Russian Federation

² Herzen State Pedagogical University of Russia,
48, Moika nab., Saint Petersburg, 191186, Russian Federation

For citation: Kazakov A. V., Kolyshkin A. V. The development of bankruptcy prediction models in modern Russian economy. *St Petersburg University Journal of Economic Studies*, 2018, vol. 34, issue 2, pp. 241–266. <https://doi.org/10.21638/11701/spbu05.2018.203>

The paper focuses on problems of bankruptcy prediction models in Russia. This issue gains more and more relevance in recent years, in the light of falling incomes of population. The bankruptcy prediction models are widely used to predict bankruptcy. However, they might have low accuracy. In that regard, there is an active discussion in the foreign literature. In Russia there is a growing number of models developed, however so far no detailed studies to assess their efficiency. There are several objectives of the current study: a detailed review of domestic literature to reveal the flaws of existing models; design of a new set of models accounting to analyzed flaws; suggestions for future research. The estimation of Russian models revealed their inefficiency, due to data instability problem, poor financial reports quality, insufficient sample size, and distortion effect of “black accounting” and criminal bankruptcy practices. The set of models offered was proved to be efficient and robust. As the way of further model improvement it was suggested to distinguish between possible scenarios of failure (including liquidation, merger and “freezing”) using statistical classification methods. The Benfords Law analysis was introduced to separate companies falsifying financial statements. The application showed this method as promising.

Keywords: financial insolvency forecasting, financial insolvency, logit-regression, crisis management.

References

- Abbakumov V. L., Lezina T. A. *Biznes-analiz informatsii. Statisticheskie metody* [Analysis of Business Information. Statistical methods]. St. Petersburg, Economics Publ., 2009. 374 p. (In Russian)
- Agarwal V., Taffler R. Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models. *Journal of Banking and Finance*, 2008, vol. 32, iss. 8, pp. 1541–1551.
- Alaka H. A., Oyedele L. O., Owolabi H. A. Methodological approach of construction business. *Construction Management and Economics*, 2016, iss. 34, no 11, pp. 808–842.
- Altman E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 1968, vol. 23, no. 4, pp. 589–609.
- Balcaen S., Manigart S., Ooghe H. From distress to exit: determinants of the time to exit. *Journal of Evolutionary Economics*, 2011, pp. 407–446.
- Balcaen S., Ooghe H. 35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 2006, vol. 38, pp. 63–93.
- Barnes P. Methodological implications of non-normality distributed financial ratios. *Journal of Business Finance and Accounting*, 1982, vol. 9, no. 1. 1982, pp. 51–62.

- Beaver W.H. Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 1966, no. 4, pp. 71–111.
- Bellovary J., Giacomino D., Akers M. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 2007, vol. 33, pp. 34–56.
- Benford F. The Law of Anomalous Numbers. *Proceedings of the American Philosophical Society*, 1938, vol. 78, pp. 551–572.
- Betts J., Belhoul D. The effectiveness of incorporating stability measures in company failure models. *Journal of Business Finance and Accounting*, 1987, vol. 14, iss. 3, pp. 323–334.
- Bharath S., Shumway T. Forecasting default with the KMV-Merton model (December 17, 2004). *AFA 2006 Boston Meetings Paper*. 36 p. Available at: <https://ssrn.com/abstract=637342> (accessed: 22.03.2017).
- Blum M. Failing company discriminant analysis. *Journal of Accounting Research*, 1974, vol. 12, no. 1, pp. 1–25.
- Campbell J. Y., Hilscher J., Szilagyi J. In search of distress risk. *Journal of Finance*, 2008, vol. 63., iss. 6, pp. 2899–2939.
- Chalos P. Financial distress: a comparative study of individual, model and committee assessments. *Journal of Accounting Research*, 1985, vol. 23, iss. 2, pp. 527–543.
- Deakin E. On the nature of the distribution of financial accounting ratios: some empirical evidence. *The Accounting Review*, 1976, vol. 51, no. 1, pp. 90–97.
- Demeshev B. B., Tikhonova A. S. Prognozirovaniye bankrotstva rossiiskikh kompanii: mezhotraslevoe sravnenie [Prediction of the Bankruptcy of Russian Companies: inter-industry comparison]. *Ekonomicheskii zhurnal Vysshei shkoly ekonomiki [Economics Journal of the Higher School of Economics]*, 2014, vol. 18, no. 3, pp. 359–386. (In Russian)
- Dirickx Y., Van Landeghem G. Statistical failure prevision problem. *Tijdschrift voor economie en management*. 1994, vol. 39, iss. 4, pp. 429–462.
- Doumpos M., Zopoudinis C. A multicriteria discrimination method for the prediction of financial distress: the case of Greece. *Multinational Finance Journal*, 1999, vol. 3, no. 2, pp. 71–101.
- Du Jardin P. Dynamics of firm financial evolution and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 2017, vol. 75, pp. 25–43.
- Durtschi C., Hillison W. The Effective Use of Benford's Law to Assist in Detecting Fraud in Accounting Data. *Journal of Forensic Accounting*, 2004, vol. 5, pp. 17–34.
- Edmister R. O. An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1972, vol. 7, no. 2, pp. 1477–1493.
- Epishin V. V. Kriminal'noe bankrotstvo — pochemu ne rabotaet ugolovnyi zakon? [Criminal Bankruptcy — Why the Criminal Law Does Not Work?]. *Vestnik Akademii General'noi prokuratury Rossiiskoi Federatsii [The Herald of the Academy of the General prosecutor's office of Russian Federation]*, 2015, no. 2, vol. 46, pp. 91–98. (In Russian)
- Hillegeist S. A., Keating E. K., Cram D. P., Lundstedt K. G. Assessing the probability of bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 2004, vol. 9, iss. 1, pp. 5–34.
- Hoffmann P. S., Bertin M. J. Firm Size as Determinant of the Nonlinear Relationship Between Bank Debt and Growth Opportunities: The Case of Chilean Public Firms. *Emerging Markets Finance & Trade*, 2014, vol. 50, iss. 1, pp. 265–293.
- Jones F. L. Current techniques in bankruptcy prediction. *Journal of Accounting Literature*, 1987, vol. 6, pp. 131–164.
- Kahya E., Theodossiou P. Predicting corporate financial distress: a time-series CUSUM methodology. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 1999, vol. 13, iss. 4, pp. 323–345.
- Kealhofer S. Quantifying credit risk I: Default prediction. *Financial Analysts Journal*, 2003, vol. 59, iss. 1, pp. 30–44.
- Keasey K., Watson R. Financial Distress Prediction Models: A Review of Their Usefulness. *British Journal of Management*, 1991, vol. 2, iss. 2, pp. 89–102.
- Khaidarshina G. A. Kolichestvennyye metody otsenki riska bankrotstva predpriatii: klassifikatsiia i prakticheskoe primenenie [Quantitative Methods of Firms Bankruptcy Risks: Classification and Practical Implementation]. *The Herald of the Financial University*, 2007, no. 4, pp. 169–178. (In Russian)
- Kolyshkin A. V., Gilenko E. V., Dovzhenko S. E., Zhilkin S. A., Choe S. E. Prognozirovaniye finansovoi nesostoiatel'nosti predpriatii [Prediction of the Financial Insolvency of Companies]. *St Petersburg University Journal of Economic Studies*, 2014, iss. 2, pp. 122–142. (In Russian)
- Kovalenko A. V., Urtenov M. Cluster analysis of the financial and economic condition of building business branch. *Scientific Journal Kuban State University*, 2010, vol. 60, iss. 6, pp. 10–16.
- Mensah Y. M. An examination of the stationarity of multivariate bankruptcy prediction models: a methodological study. *Journal of Accounting Research*, 1984, vol. 22, iss. 1, pp. 380–395.

- Oderda G., Dacorogna M.M., Jung T. Credit risk models — Do they deliver their promises? A quantitative assessment. *Economic Notes*, 2003, vol. 32, iss. 2, pp. 177–195.
- Ohlson J. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 1980, vol. 18, iss. 1, pp. 109–131.
- Ooghe H., Balcaen S. *Are Failure Prediction Models Transferable From One Country To Another?* An Empirical Study Using Belgian Financial Statements. Working Paper Series. Faculty of Economics and Business Administration. Ghent, Ghent University, 2002. 60 p. Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.482.7221&rep=rep1&type=pdf> (accessed: 28.02.2017).
- Platt H. D., Platt M. B. A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction. *Journal of Banking and Finance*, 1991, vol. 15, iss. 6, pp. 1183–1194.
- Platt H. D., Platt M. B. Predicting corporate financial distress: reflections on choice-based sample bias. *Journal of Economics and Finance*, 2002, vol. 26, iss. 2, pp. 184–199.
- Reisz A. S., Perlich C. A market-based framework for bankruptcy prediction. *Journal of Financial Stability*, 2007, vol. 3, iss. 2, pp. 85–131.
- Richardson F. M., Davidson L. F. On Linear Discrimination With Accounting Ratios. *Journal of Business Finance and Accounting*, 1984, vol. 11, iss. 4, pp. 511–525.
- Rybalka A., Sal'nikov V. Bankrotstva iuridicheskikh lits v Rossii: osnovnye tendentsii. III kvartal 2016 [Bankruptcy of Entities in Russia: main trends III quarter 2016]. *Monitoring. Bankrotstva iuridicheskikh lits v Rossii. Tsentr makroekonomicheskogo analiza i kratkosrochnogo prognozirovaniia (TsMAKP) [CMASF (Center of Macroeconomic Analysis i and Short-Term Forecasting)]*, 2016. Available at: http://www.forecast.ru/_ARCHIVE/Analytics/PROM/2016/Bnkrpc-3-16.pdf (accessed: 20.04.2017). (In Russian)
- Serrasqueiro Z., Nunes P.M., Leitão J., Armada M. Are there non-linearities between SME growth and its determinants? A quantile approach. *Industrial and Corporate Change*, 2010, vol. 19, iss. 4, pp. 1071–1108.
- Taffler R. J. Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and financial ratio data. *Journal of Royal Statistical Society. Series A*, 1982, vol. 145, iss. 3, pp. 342–358.
- Tam Cho W.K., Gaines B. J. Breaking the (Benford) Law: Statistical Fraud Detection in Campaign Finance. *The American Statistician*, 2007, vol. 61, iss. 3, pp. 218–223.
- Tamari M. Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy. *Management International Review*, 1966, vol. 6, iss. 4, pp. 15–21.
- Tsenzharik M. Benford's Law As a Tool For Detecting of Financial Statements Falsification. *Oil, Gas & Energy Quarterly*, 2013, vol. 61, iss. 3, pp. 487–496.
- Ward T. J., Foster B. P. A note on selecting a response measure for financial distress. *Journal of Business Finance and Accounting*, 1997, vol. 24, iss. 6, pp. 869–879.
- Wiklund J., Shepherd D. Where to from here: EO as experimentation, failure, and distribution of outcomes. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 2011, vol. 35, pp. 925–946.
- Zavgren C. The prediction of corporate failure: the state of the art. *Journal of Accounting Literature*, 1983, vol. 2, pp. 1–37.
- Zavgren C. V., Friedman G. E. Are Bankruptcy Prediction Models Worthwhile? An Application in Securities Analysis. *Management International Review*, 1988, vol. 28, no. 1, pp. 34–44.
- Zmijewski M. E. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 1984, vol. 22, pp. 59–82.

Author's information:

Aleksandr V. Kazakov — postgraduate student; kazakov.a.pu@gmail.com

Alexander V. Kolyskin — PhD; alexvk75@mail.ru

Приложение. Уравнения для расчета коэффициентов модели

Авторы моделей	Формулы расчета показателей
Альтман (1968)	$Z = 0,07170 \cdot \frac{WC}{A} + 0,847 \cdot \frac{RI}{A} + 3,107 \cdot \frac{EBIT}{A} + 0,42 \cdot \frac{EQ}{L} + 0,998 \cdot \frac{S}{A}$ Условие: МДА: $B \leq 1,23$; $1,23 < 3H < 2,9$; $2,9 \Rightarrow 3$
Лис	$Z = 0,063 \cdot \frac{WC}{A} + 0,092 \cdot \frac{EBIT}{A} + 0,057 \cdot \frac{RI}{A} + 0,0014 \cdot \frac{EQ}{L}$ Условие: МДА: $B < 0,037$; $0,037 > 3$
Таффлер	$Z = 0,53 \cdot \frac{EBT}{SL} + 0,13 \cdot \frac{CA}{L} + 0,18 \cdot \frac{SL}{A} + 0,16 \cdot \frac{WC}{(OC - AM)}$ Условие: МДА: $B < 0,2$; $3H$; $0,3 > 3$
Спринггейт	$Z = 1,03 \cdot \frac{WC}{A} + 3,07 \cdot \frac{EBIT}{A} + 0,66 \cdot \frac{EBT}{SL} + 0,4 \cdot \frac{S}{A}$ Условие: МДА: $B < 0,862$; $0,862 > 3$
Змиевский	$Z = -4,3 - 4,5 \cdot \frac{NP}{A} + 5,7 \cdot \frac{L}{A} - 0,004 \cdot \frac{CA}{SL}$ Условие: Логит
Олсон	$Z = -1,32 - 0,407 \cdot SIZE - 6,03 \cdot \frac{L}{A} - 1,43 \cdot \frac{WC}{A} + 0,0757 \cdot \frac{SL}{CA} - 2,37 \cdot \frac{NP}{A} - 1,83 \cdot \frac{WC}{L} + 0,285 \cdot INTWO - 1,72 \cdot OENEG - 0,521 \cdot CHIN$ Условие: Логит
Чессер	$Z = -2,0434 - 5,24 \cdot \frac{(CASH + FR)}{A} + 0,0053 \cdot \frac{S}{(CASH + FR)} - 6,6507 \cdot \frac{S}{A} + 4,4009 \cdot \frac{L}{A} - 0,0791 \cdot \frac{NCA}{EQ} - 0,122 \cdot \frac{CA}{S}$ Условие: Пробит
Бигли	$Z = -1,249 - 0,211 \cdot SIZE - 2,262 \cdot \frac{L}{A} - 3,451 \cdot \frac{WC}{A} - 0,293 \cdot \frac{SL}{CA} - 0,907 \cdot OENEG + 1,08 \cdot \frac{NP}{A} - 0,838 \cdot \frac{WC}{L} + 1,266 \cdot INTWO - 0,96 \cdot CHIN$ Условие: Логит
Гиноглу	$Z = -0,138 + 16,555 \cdot \frac{NP}{A} + 3,54 \cdot \frac{GP}{A} + 0,002 \cdot \frac{L}{EQ} + 0,789$ Условие: Логит
Грушински	$Z = 1,3508 + 7,5153 \cdot \frac{EBT}{A} - 6,1903 \cdot \frac{L}{A}$ Условие: Логит
Тайеонг	$Z = 0,1062 \cdot \frac{IP}{S} - 0,00682 \cdot \frac{EBIT}{L} - 0,1139 \cdot \frac{S}{AR}$ Условие: Логит
Лин	$Z = -0,2 - 0,33 \cdot \frac{NP}{A} - 0,17 \cdot \frac{CASH}{L} - 0,95 \cdot \frac{WC}{A}$ Условие: Логит
Альтман и Сабатто	$Z = 4,28 + 0,18 \cdot \frac{EBIT}{A} - 0,01 \cdot \frac{SL}{EQ} + 0,08 \cdot \frac{RI}{A} + 0,02 \cdot \frac{CASH}{A} + 0,19 \cdot \frac{EBIT}{IP}$ Условие: Логит
М. В. Евстропов	I: $Z = 10,75 + 21,17 \cdot \frac{EQ}{L} + 7,48 \cdot \frac{CA}{A} - 1,06 \cdot SIZE - 0,91 \cdot \frac{S}{FA}$ II: $Z = 0,54 - 14,92 \cdot \frac{EBIT}{A} + 0,05 \cdot \frac{S}{AR} - 1,37 \cdot \frac{S}{L} - 0,91 \cdot Rate(S) - 91,04 \cdot \frac{CASH}{SL}$ Условие: Логит
Т. К. Богданова	$Z = -0,64 - 3,79 \cdot \frac{S}{A} + 0,44 \cdot \frac{CA}{SL} + 2,38 \cdot \frac{NP}{EQ} + 3,94 \cdot \frac{SL}{A}$ Условие: Логит

Авторы моделей	Формулы расчета показателей
А. В. Кольшкнн	$I: Z = 0,47 \cdot \frac{WC}{A} + 0,14 \cdot \frac{NP}{EQ} + 0,39 \cdot \frac{CF}{L}$ <p>Условие: МДА: $B < -0,08$; $3H$; $0,08 > 3$</p> $II: Z = 0,61 \cdot \frac{CA}{SL} + 0,39 \cdot \frac{NP}{A}$ <p>Условие: МДА: $B < 0,49$; $3H$; $1,07 > 3$</p> $III: Z = 0,49 \cdot \frac{CA}{SL} + 0,12 \cdot \frac{NP}{EQ} + 0,19 \cdot \frac{SP}{S} + 0,19 \cdot \frac{CF}{L}$ <p>Условие: МДА: $B < -0,09$; $3H$; $0,09 > 3$</p>
Г. В. Савицкая	$Z = 0,111 \cdot \frac{EQ}{CA} + 13,23 \cdot \frac{WC}{EQ} + 1,67 \cdot \frac{S}{A} + 0,515 \cdot \frac{NP}{A} + 3,8 \cdot \frac{EQ}{A}$ <p>Условие: МДА: $B < 3$; $3H$; $5 > 3$</p>
В. В. Ковалев	$Z = 25 \cdot \frac{S}{Inv} + 25 \cdot \frac{CA}{SL} + 20 \cdot \frac{EQ}{L} + 20 \cdot \frac{EBT}{A} + 10$ <p>Условие: Согласно критериям, представленным в работе В. В. Ковалева</p>
Е. В. Ширинкина	$Z = -1,189 + 4,45 \cdot \frac{NP}{A} + 0,28 \cdot \frac{S}{A} - 2,51 \cdot \frac{NP}{EQ} + 0,329 \cdot \frac{CA}{A} + 0,19 \cdot \frac{CA}{SL} + 6,67 \cdot \frac{SP}{S}$ <p>Условие: Логит</p>
Д. А. Мурадов	$Z = 2,65 \cdot \frac{NP}{A} + 1,99 \cdot \frac{NP}{(OC + AC + SC)} + 3,3 \cdot \frac{WC}{CA} + 2,21 \cdot \frac{EQ}{L} + 0,62 \cdot \frac{CA}{SL} + 1,47 \cdot \frac{EBIT}{IP} + 2,28 \cdot \frac{EQ}{A} + 0,48 \cdot \frac{EQ}{L} + 2,32 \cdot \frac{CF}{L} + 0,54 \cdot \frac{S}{FA}$ <p>Логит</p>
Е. А. Федорова и Е. В. Гиленко	$I: Z = -6,2 \cdot \frac{CASH}{CA} - 5,649 \cdot \frac{NP}{L} - 0,818 \cdot \lg(A - AR) - 1,08 \cdot \frac{Inv}{SL} - 0,638 \cdot \frac{S}{L} - 1,932 \cdot \frac{FA}{A} - 0,928 \cdot \frac{GP}{OC} - 2,249 \cdot \frac{CA}{L} + 10,3$ $II: Z = 1,047 - 0,834 \cdot \frac{(CASH + FR + AR)}{SL} - 2,21 \cdot \frac{Inv}{SL} - 0,291 \cdot AV(Inv - SL) - 1,251 \cdot AV(WC - EQ) + 1,591 \cdot AV(L - EQ)$ <p>Условие: Логит</p>
Е. А. Федорова и Я. В. Тимофеев	$Z = -1,75 - 0,28 \cdot \frac{(CASH + FR + AR)}{SL} - 2,33 \cdot \frac{EBT}{OC} - 15 \cdot \frac{NP}{A} + 1,38 \cdot \frac{SL}{L} - 0,34 \cdot \frac{EQ}{L}$ <p>Условие: Логит</p>
Ю. Д. Шмидт и Л. С. Мазелис	$Z = -1,3767 + 4,185 \cdot \frac{CA}{A} + 4,5651 \cdot \frac{EBT}{A} - 0,0653 \cdot \frac{L}{S} + 0,5945 \cdot \frac{EQ}{L} + 0,5368 \cdot \frac{CA}{SL}$ <p>Условие: ЛДА: $B < 1,10$; $3H$; $2,90 > 3$</p>
Ю. А. Алексеева	$Z = 32,633 - 1,082 \cdot \frac{S}{A} - 6,932 \cdot \frac{NP}{A} + 3,697 \cdot \frac{L}{A} - 5,712 \cdot \frac{LL}{A} - 1,573 \cdot \ln S$ <p>Условие: Логит</p>
В. Ю. Жданов	$Z = -3,935 - 1,8501 \cdot \frac{EQ}{A} + 4,2126 \cdot \frac{NP}{A} - 0,0173 \cdot \frac{S}{AR} + 2,0873 \cdot \frac{GP}{A} + 0,006 \cdot \frac{L}{EQ} + 0,1513 \cdot \frac{NP}{EQ} + 0,00696 \cdot \frac{S}{EQ}$ <p>Условие: Логит</p>
Е. С. Лютова	$Z = -0,3295 + 0,138 \cdot \frac{CA}{SL} + 0,4123 \cdot \frac{EBIT}{WC}$ <p>Условие: Логит</p>
В. Е. Рыгин	$I: Z = -0,8 - 0,02 \cdot \frac{L}{EQ} + 0,05 \cdot \frac{CA}{SL} - 5,89 \cdot \frac{EBT}{S} + 1,4 \cdot \frac{SP}{S} - 0,5 \cdot \frac{NP}{EQ} - 0,11 \cdot \frac{NP}{S} + 0,9 \cdot \frac{AR}{A} + 0,12 \cdot \frac{AP}{AR}$ $II: Z = -0,37 - 3,3 \cdot \frac{EQ}{A} + 4,7 \cdot \frac{LL}{(LL + EQ)} - 0,51 \cdot \frac{L}{EQ} - 1,3 \cdot \frac{EBT}{S} + 4,23 \cdot \frac{NP}{A} - 0,15 \cdot \frac{NP}{S}$ <p>Условие: Логит</p>
ИГЭА	$Z = 8,38 \cdot \frac{WC}{A} + \frac{NP}{EQ} + 0,054 \cdot \frac{S}{A} + 0,63 \cdot \frac{NP}{(OC + AC + SC)}$ <p>Условие: $B < 0,18$; $3H$; $0,32 > 3$</p>
Р. С. Сайфуллин	$Z = 2 \cdot \frac{WC}{CA} + 0,1 \cdot \frac{CA}{SL} + 0,08 \cdot \frac{S}{A} + 0,45 \cdot \frac{SP}{S} + \frac{NP}{EQ}$ <p>$B < 1$; $1 > 3$</p>
О. П. Зайцева	$Z = 0,25 \cdot \frac{NP}{EQ} + 0,1 \cdot \frac{AP}{AR} + 0,2 \cdot \frac{SL}{(CASH + FR)} + 0,25 \cdot \frac{NP}{S} + 0,1 \cdot \frac{L}{EQ} + 0,1$ <p>Условие: Согласно критериям, представленным в работе О. П. Зайцевой</p>

Пояснения к Приложению:

Обозначения и логика расчета показателей моделей:

Б — предприятие-банкрот;
З — здоровое предприятие;
ЗН — зона неопределенности.

Финансовые показатели:

A — активы; *NCA* — внеоборотные активы; *FA* — основные средства; *CA* — оборотные активы; *Inv* — запасы; *AR* — дебиторская задолженность; *FR* — финансовые активы; *CASH* — денежные средства; *EQ* — собственный капитал; *RI* — нераспределенная прибыль; *L* — общие обязательства; *LL* — долгосрочные обязательства; *SL* — краткосрочные обязательства; *AP* — кредиторская задолженность; *S* — выручка от продажи; *OC* — себестоимость; *AC* — административные расходы; *SC* — коммерческие расходы; *GP* — валовая прибыль; *IP* — проценты к уплате; *NP* — чистая прибыль; *CF* — денежный поток; *WC* — собственные оборотные средства; *AM* — амортизация; *INTWO* — фиктивная переменная, принимающая значение, равное 1, если чистый доход предприятия за последние два года является отрицательной величиной (предприятие работало с убытком) и равное 0, если значение иное; *OENEG* — фиктивная переменная, принимающая значение, равное 1, если текущая задолженность предприятия превышает его текущие активы, и значение, равное 0, если нет; *CHIN* — мера изменения чистого дохода (чистой прибыли) за последние два года; *SIZE* — размер предприятия, рассчитанный как натуральный логарифм отношения величины совокупных активов предприятия к показателю дефлятора (темпа роста) ВВП; $Lg(\dots)$ — десятичный логарифм от указанной величины; $Ln(\dots)$ — натуральный логарифм от указанной величины.

Условие логит (логит):

Рассчитывается показатель Y :

$$Y = 1 / [1 + e^{-Z}].$$

Критерий классификации статуса предприятия согласно критерию Y :

$$B \leq 0,5; 0,5 > 3.$$

Для модели Чессера применяется пробит-регрессия. В данном случае $Y = 1 / [1 + e^{-Z}]$.