

Моделирование вероятности банкротства предприятий реального сектора экономики

Константин Львович Поляков,
Марина Васильевна Полякова,
Ирина Сергеевна Еремеева

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», г. Москва, Россия

Исследование, результаты которого приводятся в данной статье, посвящено вопросам прогнозирования наступления кризисных финансовых ситуаций (с потенциальным банкротством) в предприятиях реального сектора экономики. Под потенциальным банкротством понимается такое состояние финансов, когда суммарная величина краткосрочных и долгосрочных обязательств предприятия превышает величину его активов, возникает отрицательный уровень собственного капитала, что, как правило, объясняется накоплением непокрытых убытков (отрицательной нераспределенной прибыли). Последствия возникновения такой ситуации могут быть весьма тяжелыми. Разность между величиной активов и размером заемных средств приблизительно равна стоимости чистых активов – ключевому показателю оценки финансовых результатов акционерного общества. Снижение его величины на протяжении нескольких лет до уровня, не превышающего уставный капитал, влечет либо необходимость снижения последнего, что случается крайне редко, либо ликвидацию предприятия. Кроме того, при определенных условиях предприятие обязано опубликовать уведомление о снижении стоимости чистых активов, и любой кредитор вправе потребовать досрочного исполнения обязательств, что при большой величине заемных средств может обернуться серьезной проблемой, и даже реальным банкротством.

Авторы статьи решают задачу построения модели статистической взаимосвязи значений ряда финансовых показателей с вероятностью наступления банкротства. В центре внимания – выявление значимых показателей и функциональной формы связи их значений с указанной вероятностью. Для решения этой задачи используется класс моделей, основанных на логит-регрессии для панельных данных, и алгоритм автоматической спецификации модели, который снижает влияние человеческого фактора на определение ее вида и в большей степени связывает ее со свойствами накопленных данных. Исследование основано на данных финансовой отчетности 463 российских предприятий за 2012–2016 гг. из базы данных «Информационный ресурс СПАРК». Результаты моделирования позволили получить представление о множестве показателей, которые существенно влияют на качество прогнозирования вероятности наступления банкротства, а также о характере этого влияния.

Ключевые слова: моделирование вероятности банкротства, панельные данные, логит-регрессия, обобщенные полиномы, алгоритм MFP.

JEL: C33, C51, G01, G18, G21, G22, G28.

Для цитирования: Поляков К.Л., Полякова М.В., Еремеева И.С. Моделирование вероятности банкротства предприятий реального сектора экономики. Вопросы статистики. 2018;25(12):12–27.

Potential Bankruptcy Simulation for Real Economy Enterprises

Konstantin L. Polyakov,
Marina V. Polyakova,
Irina S. Eremeeva

National Research University – Higher School of Economics, Moscow, Russia

This research focuses on forecasting situations of impending financial crisis (with potential bankruptcy) in real economy enterprises. By the term potential bankruptcy is understood an enterprise's financial situation where sum of short-term and long-term liabilities exceed its assets, which leads to a negative net equity. That, as a rule, is explained by accumulated uncovered losses (negative retained earnings). The consequences of such a situation could be very severe. The difference between asset value and borrowed funds approximately equals to net asset value – a key indicator of financial performance of a joint stock company. The decrease of net asset value below the authorized capital

for several years leads either to its reduction, which happens rarely, or to a bankruptcy. Furthermore, under certain conditions, an enterprise must publish a notice concerning its net asset reduction and any creditor is entitled to demand early performance of the respective obligations, which, if the amount of debts is large, can become a serious problem and result in a real bankruptcy.

A model of the statistical relationship between a set of financial indicators and a probability of bankruptcy is constructed in the article. We are focused on identifying of significant indicators and the functional form of their values binding with the probability. To solve these problems we use a logit regression-based class of models for panel data and an algorithm for an automatic model specification. It reduces the influence of human factor on determining its type and links it with attributes of the accumulated data. This research is based on 2012-2016 financial records of 463 Russian enterprises from the SPARK-Interfax database. The results of simulation allowed us to determine a set of indicators that significantly affect forecasting quality of potential bankruptcy possibility, as well as the nature of this effect.

Keywords: potential bankruptcy simulation, panel data, logit regression, fractional polynomials, MFP algorithm.

JEL: C33, C51, G01, G18, G21, G22, G28.

For citation: Polyakov K.L., Polyakova M.V., Ereemeeva I.S. Potential Bankruptcy Simulation for Real Economy Enterprises. *Voprosy statistiki*. 2018;25(12):12-27. (In Russ.)

Данное исследование посвящено одной из важнейших проблем внешнего анализа финансовой деятельности предприятия. Как известно, это стандартный элемент анализа его внешней среды, его микроокружения. Если нет возможности получить на законных основаниях доступ к данным управленческого учета контрагента, то внешний анализ – это единственный легитимный путь его оценки. Наличие таких агрегаторов финансовой отчетности, как «Сетевое издание «Информационный ресурс СПАРК» или «Бюро ван Дайк» (BvD), делает решение указанной задачи вполне реализуемым, хотя и не очень дешевым.

В центре внимания авторов находится выявление факторов, значимо влияющих на вероятность наступления банкротства предприятия. В текущей версии российских правил бухгалтерского учета данный факт говорит о том, что сумма обязательств предприятия превысила сумму его активов и часть заемных средств направляется на покрытие убытков. Такое состояние свидетельствует о возникновении финансовых проблем, обнаружение которых или их прогнозирование заставляет пересмотреть планы взаимодействия с компанией. Между тем практика показывает, что в реальном секторе экономики наличие «отрицательного» капитала не обязательно влечет за собой юридическое банкротство. Нередко предприятие может относительно долго существовать в этом состоянии и выйти из него через некоторое время. В то же время у внешне бла-

гополучных предприятий может «неожиданно» возникнуть преддефолтное состояние.

Феномен потенциального банкротства

Обсудим экономический смысл и возможные последствия наступления потенциального банкротства. Отражаемая в балансе отрицательная прибыль, как правило, объясняется накоплением непокрытых убытков (отрицательной нераспределенной прибыли). В этом случае заемные средства направляются не только на формирование активов, но и на покрытие убытков. Что будет с организацией в дальнейшем? При незначительной величине доходов будущих периодов и задолженности учредителей по взносам в уставный капитал разность между величиной активов организации и ее заемными средствами приблизительно равна стоимости чистых активов – ключевому показателю оценки финансовых результатов акционерного общества¹. Стоимость чистых активов должна постоянно сопоставляться с уставным капиталом акционерного общества, и в случае, если она не превышает последний на протяжении нескольких лет², уставный капитал должен быть уменьшен или предприятие ликвидировано. Если величина чистых активов оказывается меньше уставного капитала более чем на 25%, то акционерное общество обязано опубликовать уведомление о снижении стоимости чистых активов, и любой кредитор вправе потребовать от общества досрочного исполне-

¹ Указание Банка России от 25.08.2015 № 3785-У «Об определении стоимости чистых активов инвестиционных фондов, в том числе о порядке расчета среднегодовой стоимости чистых активов паевого инвестиционного фонда и чистых активов акционерного инвестиционного фонда, расчетной стоимости инвестиционных паев паевых инвестиционных фондов, стоимости имущества, переданного в оплату инвестиционных паев» (зарегистрировано в Минюсте России 08.10.2015 № 39234).

² Федеральный закон от 26.12.1995 № 208-ФЗ (ред. от 19.07.2018) «Об акционерных обществах» (с изм. и доп., вступ. в силу с 01.09.2018). Ст. 35.

ния обязательств перед ним, что при большой величине заемных средств может обернуться серьезной проблемой. Если требования не будут удовлетворены в течение трех месяцев, заемщик может быть признан банкротом³.

Отметим, что в указанных выше документах рассматриваются ситуации, когда величина чистых активов положительная. При отрицательном значении этого показателя предприятия автоматически попадают под их действие. Следует также отметить, что отрицательная величина собственного капитала возникает не сразу. Как правило, это результат процесса его снижения, в рамках которого предприятие, безусловно, сталкивалось с изложенными выше проблемами. Выход из этой ситуации также требует некоторого времени. Таким образом, хотя само по себе появление отрицательного значения капитала не означает юридического или технического банкротства и имеется множество случаев, когда организация выходила из этого кризиса и продолжала нормально функционировать, наступление этого состояния является индикатором возможного финансового неблагополучия предприятия и поводом пересмотреть планы сотрудничества с ним. В связи с этим возникает специфическая задача анализа склонности к возникновению подобных ситуаций.

Авторы настоящего исследования ставят перед собой задачу выявления факторов, значимо влияющих на вероятность наступления банкротства в следующем отчетном периоде по данным отчетности текущего периода, а также определения характера указанного влияния. С этой целью выполняется построение модели статистической взаимосвязи значений ряда финансовых показателей с вероятностью возникновения данного явления. Для решения этой задачи в работе используется класс моделей, основанных на логит-регрессии, и алгоритм автоматической спецификации модели, который снижает влияние человеческого фактора на определение ее вида и в большей степени связывает его со свойствами накопленных данных.

В качестве тренировочного множества используются данные финансовой отчетности некоторых российских предприятий за 2013–2016 гг. из базы данных сетевого издания «Информационный ресурс СПАРК», созданного

Интерфаксом в 2004 г. Указанный временной интервал выбран не случайно. В этот период, как известно, произошло два очень важных события, существенно повлиявших на возможность получения предприятиями заемных средств. Во-первых, началась реформа банковского сектора, которая заставила обе стороны пересмотреть взаимоотношения между заемщиками и кредиторами. Во-вторых, были введены санкции, направленные против российской экономики, которые чрезвычайно затруднили развитие международных контактов для российских коммерческих организаций, в частности по вопросам приобретения капиталов на международных рынках. Помимо прочего, представляет интерес анализ того, как сказалось на финансовой устойчивости реального сектора российской экономики это «стресс-тестирование».

Обзор исследований

Теме прогнозирования банкротства как российских, так и зарубежных предприятий посвящено довольно много исследований. Так, в работе [1] авторы отметили 165 исследований в период с 1930 по 2007 г. К сожалению, сопоставимость зарубежного и отечественного опыта в данном случае затруднена в силу различий в системах бухгалтерского учета. Перевод отечественной отчетности в зарубежный формат (МСФО) не простая и не всегда однозначная процедура. Рассматриваемая нами проблема обсуждается в научных кругах начиная с 30-х годов XX столетия, и к числу первых содержательных результатов следует отнести модель Э. Альтмана [2], основанную на многофакторном дискриминантном анализе. В работах [1, 3] дан подробный анализ истории зарубежных исследований до 2018 г. Обзор российских публикаций представлен, например, в работе [4]. Авторы по-разному систематизируют исследования, и мы постараемся кратко обобщить имеющиеся на настоящий момент результаты. В нашем обзоре мы исходим из того, что любое эконометрическое исследование характеризуется тремя атрибутами – теоретической базой, данными и классом моделей.

Прежде всего, необходимо отметить, что большинство известных работ в рассматриваемой области имеют преимущественно эмпири-

³ Федеральный закон от 26.10.2002 № 127-ФЗ (ред. от 28.11.2018) «О несостоятельности (банкротстве)». Ст. 3.

ческий характер и лишь редкие исследования основаны на результатах экономической теории, что порой является причиной нестабильности моделей [3]. Следствием слабой теоретической обоснованности является отсутствие устоявшихся представлений о необходимом составе множества объясняющих переменных [1, 5]. В целом можно отметить лишь высокую популярность финансовых коэффициентов, а также тот факт, что выбор показателей достаточно случаен и во многом обусловлен традицией или опытом предыдущих исследований. Примером эмпирического подхода к спецификации модели и отбору регрессоров, в частности в российской практике, является работа [4], в которой начальное множество независимых переменных образовано 134 показателями. С нашей точки зрения, проблема выбора состава регрессоров не может иметь однозначного решения за рамками выбранной теоретической концепции, через призму которой исследователь смотрит на факт возникновения банкротства, поэтому при выборе мы также опирались на сложившуюся практику финансового анализа, во многом отраженную в рекомендациях Госкомстата России⁴.

Выбор данных для прогнозирования банкротства определяется двумя факторами: оценкой авторами исследований роли рынка капитала в формировании условий возникновения банкротства предприятия и их отношением к роли финансовой истории предприятия. Первый фактор характеризуется вопросом: «Можно ли построить хорошую систему прогнозирования банкротства, опираясь исключительно на данные бухгалтерской отчетности?». В работе [6] отмечено, что хотя существует немало исследований, в которых аргументируется преимущество рыночных моделей банкротства, современные классы моделей статистической взаимосвязи позволяют построить модели не худшего качества на данных бухгалтерской отчетности. Кроме того, рыночные модели можно использовать только в отношении публичных предприятий, которые привлекают средства на открытых рынках капитала, например, прошли процедуру IPO. Второй фактор определяется ответом на вопрос: «Насколько существенны для прогнозирования банкротства исторические данные, если известно текущее состояние?». Автор работы [3]

придерживается мнения, что текущее состояние не может абсорбировать историю, проблемы накапливаются постепенно и необходимо учитывать всю траекторию развития. Однако это спорный вопрос и, как видно из этой же работы, параллельно существуют исследования, как учитывающие прошлые этапы развития, так и не учитывающие их. Отметим, что даже при включении в анализ прошлых периодов в известных нам работах не учитывается панельная структура данных – возможное наличие индивидуальных констант (эффектов) всех участников панели и автокорреляция случайной составляющей, что может существенно снизить эффективность оценивания модели.

Выбор класса моделей для прогнозирования менялся в соответствии с развитием методов анализа данных [1]. Первоначально, до 70-х годов XX века, доминировал многофакторный дискриминантный анализ. Далее, по мере появления технологий и развития вычислительной базы, возникло много исследований, в которых использовались модели бинарного выбора (логит- и пробит-модели), а также нейронные сети. В обзоре [3] можно найти более подробные данные о классах моделей, используемых исследователями при различной глубине истории данных. Настоящее же исследование опирается на модели конечного выбора, но учитывает панельный характер данных.

Выбор объясняющих переменных

Выбор факторов, значимых для прогнозирования банкротства в любом из его определений, – широко обсуждаемая тема. При всем различии точек зрения, по общему мнению, необходимо опираться на отношения финансовых показателей [1, 3, 5, 7]. Такой подход избавляет исследователей от необходимости учета в значениях факторов динамики инфляции. Также следует отметить, что поскольку данное исследование опирается на отчетность в рамках российской системы бухгалтерского учета, использование зарубежного опыта требует поиска аналогий и не всегда допускает точное заимствование удачных решений. Ситуация осложняется и тем, что в зарубежной практике финансового анализа нет единства в терминологии и нужно в большей

⁴ Методологические рекомендации по проведению анализа финансово-хозяйственной деятельности организаций (утв. Госкомстатом России 28.11.2002).

степени ориентироваться на формулы подсчета коэффициентов, чем на их названия.

Следуя сложившейся практике коэффициен- тного финансового анализа, при выборе объяс- няющих факторов для модели прогнозирования потенциального дефолта мы исходили из того, что их набор должен быть связан с ключевыми характеристиками финансовых результатов деятельности предприятия [7, 8] - платежеспо- собностью и эффективностью. При этом рост платежеспособности нередко сочетается со снижением эффективности, и наоборот. Пла- тежеспособность традиционно характеризуется кратковременной платежеспособностью (лик- видностью) и долговременной платежеспо- собностью (финансовой устойчивостью). Эф- фективность характеризуется рентабельностью (финансовая эффективность) и оборачиваемос- тью, или деловой активностью (нефинансовая эффективность). Также следует включить ха- рактеристики структуры активов. Значения ко- эффициентов рассчитываются на основе данных «Бухгалтерского баланса» и «Отчета о прибылях и убытках». Поскольку большинство российских предприятий, участвующих в анализе, не прошло процедуру IPO, отсутствует возможность исполь-

зования в качестве объясняющих переменных факторов, основанных на рыночных оценках их деятельности, которые нередко применяются в зарубежных исследованиях. Следует отметить, что эта ситуация не может рассматриваться как чисто российская. Существует много работ, основанных на бухгалтерской отчетности, в частности по причине объективного отсутствия рыночных показателей. Примером может слу- жить работа [6], посвященная прогнозированию дефолта предприятий в Норвегии.

Таким образом, мы рассматриваем пять групп финансовых показателей. В рамках каждой из них, как правило, определяется несколько ко- эффициентов, отражающих различные аспекты соответствующей характеристики финансового результата. При выборе конкретных показателей мы отчасти ориентировались на исследование [1], в котором приводятся частоты включения в модели дефолта различных финансовых по- казателей в интервале с 1930 по 2007 г., а также на обзор [3], который дополняет [1] данными за последнее десятилетие. Названия коэффици- ентов, соответствующие переменные в модели и формулы их расчета по балансу приведены в таблице 1.

Таблица 1

Финансовые показатели, используемые в исследовании*

№	Коэффициент	Переменная в модели	Расчет по бухгалтерскому балансу
<i>Ликвидность</i>			
1	Абсолютная ликвидность	abs_liquidity	$\frac{\text{«1250»}}{\text{«1510+1520»}}$
2	Быстрая ликвидность	fast_liquidity	$\frac{\text{«1230+1240+1250»}}{\text{«1500 - 1530»}}$
3	Текущая ликвидность	current_ratio	$\frac{\text{«1200»}}{\text{«1510+1520»}}$
4	Коэффициент обеспеченности собственными оборот- ными средствами	provision_current_asset	$\frac{\text{«1300 - 1100»}}{\text{«1200»}}$
<i>Структура активов</i>			
5	Доля дебиторской задолженности в оборотных активах	ac_receivable_in_curas	$\frac{\text{«1230»}}{\text{«1200»}}$
6	Доля запасов в оборотных активах	stocks_curas	$\frac{\text{«1210»}}{\text{«1200»}}$
<i>Финансовая устойчивость</i>			
7	Коэффициент финансирования	financing	$\frac{\text{«1300»}}{\text{«1400 + [1500 - (1530+1540)]»}}$
8	Коэффициент концентрации собственного капитала (автономии)	autonomy	$\frac{\text{«1300»}}{\text{«1600»}}$
9	Коэффициент маневренности собственного капитала	mobility	$\frac{\text{«1300 - 1100»}}{\text{«1300»}}$

№	Коэффициент	Переменная в модели	Расчет по бухгалтерскому балансу
Рентабельность			
10	Рентабельность активов	ROA	$\frac{\text{«2400»}}{\text{«1600»}}$
11	Рентабельность затрат	return_on_costs	$\frac{\text{«2100»}}{\text{«2120»}}$
12	Рентабельность капитала	ROE	$\frac{\text{«2400»}}{\text{«1300»}}$
13	Рентабельность продаж	return_on_sales	$\frac{\text{«2400»}}{\text{«2110»}}$
14	Валовая рентабельность	gross_profitability	$\frac{\text{«2100»}}{\text{«2110»}}$
15	Рентабельность инвестиций	ROI	$\frac{\text{«2400»}}{\text{«1300 + 1400»}}$
Деловая активность (оборачиваемость)			
16	Оборачиваемость дебиторской задолженности	turnover_receivables	$\frac{\text{«2110»}}{\text{«1230»}}$
17	Оборачиваемость активов	asset_turnover	$\frac{\text{«2110»}}{\text{«1600»}}$
18	Оборачиваемость запасов	inventory_turnover	$\frac{\text{«2110»}}{\text{«1210»}}$

* Отметим, что все выбранные показатели присутствуют в «Методологических рекомендациях по проведению анализа финансово-хозяйственной деятельности организаций», утвержденных Госкомстатом России.

Группа показателей, характеризующих ликвидность активов, включает четыре показателя, три из которых – традиционные, характеризующие соотношение активов различной степени ликвидности с текущими обязательствами и позволяющие оценить возможность предприятий погасить эти обязательства в срок за счет реализации части активов. К текущим обязательствам мы относим краткосрочные обязательства за вычетом доходов будущих периодов и оценочных обязательств [8]. Коэффициент абсолютной ликвидности показывает, какая доля текущих обязательств может быть покрыта за счет реализации денежных средств и краткосрочных финансовых вложений. Коэффициент быстрой ликвидности характеризует платежеспособность предприятия в среднесрочном периоде. Он учитывает менее ликвидные активы, в том числе краткосрочную дебиторскую задолженность. Коэффициент текущей ликвидности, характеризующий долю текущих обязательств, которая может быть покрыта за счет всех оборотных активов предприятия, часто используют инвесторы. Помимо этих коэффициентов, некоторые аналитики [7] предлагают включить в эту группу коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами, под которыми понимают разность между собственным капиталом и внеоборотными активами. Данный показатель характеризует долю оборотных активов, обеспеченных собственными средствами.

В *группу показателей, характеризующих финансовую устойчивость предприятия*, вошло три коэффициента. Особенно важен коэффициент финансирования, определяемый как отношение собственного капитала к заемному. Поскольку собственный капитал можно вычислить как разность между совокупными активами и заемными средствами, отрицательное значение коэффициента финансирования определяет наличие критического состояния у предприятия. Фактически мы прогнозируем будущий знак этого коэффициента.

В *группе показателей, характеризующих рентабельность*, можно выделить две подгруппы. Первая характеризует рентабельность активов и пассивов: рентабельность активов (ROA), рентабельность собственного капитала (ROE) и рентабельность инвестиций (ROI) – как отношение чистой прибыли к сумме величины собственного капитала и долгосрочных обязательств. Вторая подгруппа характеризует качество этапов процесса формирования чистой прибыли. Сюда включен показатель рентабельности продаж – как отношение чистой прибыли к выручке, характеризующий весь процесс в целом; рентабельность затрат – как отношение валовой прибыли к себестоимости продаж, и валовая рентабельность – как отношение валовой прибыли к выручке.

В *группу показателей, характеризующих деловую активность*, включены такие показатели,

как оборачиваемость дебиторской задолженности, который характеризует скорость погашения дебиторской задолженности; оборачиваемость активов и оборачиваемость запасов, которые активно используются в исследованиях, посвященных дефолту организаций [1].

Дебиторская задолженность и запасы являются наименее ликвидными оборотными активами. В связи с этим в *группу показателей, характеризующих структуру активов*, включены доля дебиторской задолженности и доля запасов в оборотных активах.

Помимо финансовых показателей, в большинстве исследований учитывается отраслевая принадлежность предприятия в силу ее существенного влияния на нормы используемых финансовых показателей. Для прогнозирования финансовой устойчивости предприятия важной является информация о его возрасте: предполагается, что чем старше предприятие, тем оно более устойчиво. Еще один показатель, который может оказаться значимым для прогнозирования дефолта, – размер предприятия. Хорошо известно, что условия получения кредита в банке существенно зависят от оценки размера заемщика кредитором.

Описание данных

Как отмечалось выше, целью данного исследования является определение финансовых

и нефинансовых показателей, значимых для прогнозирования отрицательного уровня капитала предприятия. Для этого были использованы данные годовой бухгалтерской отчетности 463 предприятий за 2012–2015 гг. и данные о предполагаемых дефолтах за 2013–2016 гг. Финансовые показатели и нефинансовые характеристики предприятий были взяты из базы СПАРК. В период 2013–2016 гг. наблюдалось 177 случаев возникновения отрицательного уровня капитала выбранных предприятий. Отрасль предприятия определена согласно Общероссийскому классификатору видов экономической деятельности (ОКВЭД). Возраст представлен фиктивной переменной «age», которая принимает значение «1» для предприятий старше 15 лет. В выборке на начало периода представлено 415 «старых» предприятий и 48 предприятий, работающих менее 15 лет.

По размеру предприятия были разделены (согласно классификации СПАРК) на: крупные, в которых работают свыше 500 человек; средние – от 100 до 500 человек; малые – от 15 до 100 человек; микропредприятия – до 15 человек. Количество предприятий разного размера в каждой из отраслей приведено в таблице 2. В графе «Число предприятий с отрицательным уровнем капитала» приводится общее число предприятий отрасли, в отчетности которых за выбранный период хотя бы один раз возникало данное явление.

Таблица 2

Структура выборки в разрезе отраслей и размера предприятий

Отрасль	Микро-предприятия	Малые предприятия	Средние предприятия	Крупные предприятия	Всего	Число предприятий с отрицательным уровнем капитала
Сельское, лесное хозяйство, охота, рыболовство и рыбоводство	0	3	3	3	9	1
Добыча полезных ископаемых	1	2	0	30	33	0
Обрабатывающие производства	39	57	53	206	355	161
Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха	4	6	4	40	54	12
Строительство	0	2	0	10	12	3
Всего	44	70	60	289	463	177

Таким образом, имеющиеся данные позволяют нам провести полноценный анализ и моделирование только для предприятий обрабатывающей отрасли.

Таблица 3 показывает, что со временем устойчивость предприятий всех отраслей постепенно снижается.

Таблица 3

Потенциальные банкротства предприятий по отраслям в динамике

Отрасль	Число предприятий с отрицательным уровнем капитала			
	2013	2014	2015	2016
Сельское, лесное хозяйство, охота, рыболовство и рыбоводство	0	0	0	1
Добыча полезных ископаемых	0	0	0	0
Обрабатывающие производства	26	36	46	53
Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха	1	3	4	4
Строительство	1	1	0	1
Всего за год	28	40	50	59

Рассмотрим теперь, как выглядят предприятия, вошедшие в выборку, с точки зрения финансового анализа в разрезах отраслей на примере нескольких, наиболее значимых для каждой из пяти групп показателей.

В таблице 4 приведена динамика коэффициента финансирования по отраслям. Согласно некоторым работам, например [7], данный коэффициент не должен принимать значения, меньшие 1,0.

Таблица 4

Коэффициент финансирования

Отрасль	2013	2014	2015	2016	В среднем по отрасли
Сельское, лесное хозяйство, охота, рыболовство и рыбоводство	1,6635	1,7311	1,7264	1,3637	1,6212
Добыча полезных ископаемых	3,9480	3,2957	3,5879	4,0708	3,7256
Обрабатывающие производства	3,2028	2,6123	2,0310	2,0201	2,4666
Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха	3,1118	3,2026	3,1011	3,2892	3,1762
Строительство	0,3739	0,3245	0,3210	0,4154	0,3587
В среднем за год	3,1420	2,6535	2,2165	2,2605	2,5683

Анализ показывает, что в рассматриваемый период наиболее финансово устойчивыми являлись предприятия отрасли «Добыча полезных ископаемых», устойчивость которых заметно росла, и отрасли «Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха», демонстрировавшие небольшие колебания около постоянного уровня. В отношении обрабатывающих производств можно отметить постепенное, но значительное снижение их финансовой устойчивости. В строительстве же зна-

чения коэффициента существенно отличаются от нормативного. В мировой практике считается, что оптимальные значения этого показателя должны находиться в интервале от 1,5 до 2,5.

Анализ значений коэффициента текущей ликвидности (см. таблицу 5) показывает, что наиболее ликвидными оказались активы предприятий, связанных с добычей полезных ископаемых, и сельскохозяйственных предприятий. Ликвидность активов обрабатывающих производств устойчиво снижалась.

Таблица 5

Коэффициент текущей ликвидности

Отрасль	2013	2014	2015	2016	В среднем по отрасли
Сельское, лесное хозяйство, охота, рыболовство и рыбоводство	2,1398	4,2982	3,4154	3,0284	3,2204
Добыча полезных ископаемых	4,0005	4,7096	3,2497	4,7100	4,1674
Обрабатывающие производства	3,0406	2,7885	2,5578	2,4972	2,7212
Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха	4,8488	2,1860	1,9537	2,5937	2,8956
Строительство	1,5244	1,3685	1,3935	1,8819	1,5421
В среднем за год	3,2631	2,8477	2,5231	2,6609	2,8238

Для ряда отраслей значение данного показателя существенно превышает нормативное значение, что может свидетельствовать о нерациональном завышении доли высоколиквидных активов, например наличных средств.

Очень неудачным для строительных и энергетических предприятий с точки зрения финансовой эффективности оказался 2014 г. - год введения санкций в отношении Российской Федерации (см. таблицу 6).

Таблица 6

Показатель рентабельности активов

Отрасль	2013	2014	2015	2016	В среднем по отрасли
Сельское, лесное хозяйство, охота, рыболовство и рыбоводство	0,0580	0,0683	0,0495	0,0779	0,0634
Добыча полезных ископаемых	0,1781	0,1516	0,0944	0,1289	0,1385
Обрабатывающие производства	0,0311	0,0180	0,0102	0,0060	0,0164
Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха	0,0170	-0,0013	0,0112	0,0150	0,0105
Строительство	0,0045	-0,0014	0,0195	0,0010	0,0059
В среднем за год	0,0398	0,0258	0,0173	0,0166	0,0249

ROA предприятий отрасли «Обрабатывающие производства» в рассматриваемый период стабильно снижался. Аналогичная тенденция наблюдалась и для предприятий отрасли «Добыча

полезных ископаемых». Рост эффективности продемонстрировало только сельское хозяйство.

Отметим особенности динамики рентабельности собственного капитала (см. таблицу 7).

Таблица 7

Рентабельность собственного капитала

Отрасль	2013	2014	2015	2016	В среднем по отрасли
Сельское, лесное хозяйство, охота, рыболовство и рыбоводство	0,3035	0,1529	-0,0603	0,0178	0,1035
Добыча полезных ископаемых	0,2951	0,2340	0,1320	0,1901	0,2128
Обрабатывающие производства	0,1261	-0,0914	0,1470	0,3066	0,1217
Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха	0,0563	0,0868	-0,0159	0,6941	0,2054
Строительство	-0,6835	0,0256	-0,0045	0,5644	-0,0245
В среднем за год	0,1125	-0,0396	0,1190	0,3448	0,1338

Необходимо отметить рост данного показателя для обрабатывающих производств начиная с 2015 г. Мы предполагаем, что это происходит в основном за счет снижения ве-

личины собственного капитала по причине убытков. В остальных отраслях значения данного показателя колеблются вокруг среднего уровня.

Таблица 8

Динамика оборачиваемости активов

Отрасль	2013	2014	2015	2016	В среднем по отрасли
Сельское, лесное хозяйство, охота, рыболовство и рыбоводство	0,5561	0,5582	0,6618	0,6647	0,6102
Добыча полезных ископаемых	0,9151	0,8428	0,7619	0,8122	0,8330
Обрабатывающие производства	1,0725	0,9808	0,9059	0,8794	0,9598
Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха	1,5391	1,4271	1,4149	1,3946	1,4444
Строительство	0,9084	0,7639	0,7001	0,6328	0,7513
В среднем за год	1,1014	1,0092	0,9449	0,9222	0,9946

Что же касается оборачиваемости активов (см. таблицу 8), то можно утверждать, что нефинансовая эффективность предприятий во всех отраслях, за исключением сельского хозяйства, в рассматриваемый период снижалась.

Анализ приведенной выше динамики ряда показателей за выбранный интервал времени позволяет заключить, что финансовое состояние выбранных для анализа предприятий в среднем по выборке ухудшилось. Вместе с тем некоторые отрасли демонстрировали относительную стабильность. Это еще раз подтверждает необходимость учета отраслевой специфики при анализе динамики финансового состояния предприятия.

Авторы провели также корреляционный анализ множества показателей, который позволил сделать заключение о том, что значимая линейная корреляция существует только между показателями ликвидности. Остальные показатели слабо коррелированы между собой.

Математические основы решения поставленной задачи

Как было отмечено нами в обзоре опубликованных исследований, одним из наиболее популярных подходов к прогнозированию дефолта предприятия является использование логит-регрессии [1, 3, 5]. В данном исследовании также использована модель, основанная на логит-регрессии [9], отчасти в силу того, что данный класс моделей позволяет получить представление о характере влияния внешних факторов на вероятность возникновения банкротства. Кроме того, он дает возможность оценить значение данной вероятности при различных значениях регрессоров. При возникновении задачи чисто прогностического характера, возможно, следовало бы обратиться к специализированным алгоритмам типа нейронных сетей или случайного леса. Как отмечено, например, в [5], такого рода модели демонстрируют наилучшее качество прогнозирования, однако дают не интерпретируемые человеком результаты [6]. Логит-регрессии относятся к классу обобщенных линейных моделей - GLM.

Спецификой указанной задачи является панельная структура данных, когда они образованы повторными измерениями характеристик одних и тех же объектов. Модели для данных такого рода - панельные регрессии - давно известны и подробно рассмотрены в различных монографи-

ях [9, 10]. Преимуществом моделей этого класса является возможность учета индивидуального эффекта (индивидуальных констант наблюдаемых объектов) в моделях с фиксированным эффектом и наличия автокорреляции в случайной составляющей в моделях со случайным эффектом (RE). Последнее очень важно для повышения точности оценивания параметров модели. Поскольку в состав объясняющих переменных, включаемых нами в модель, входят переменные, которые не меняются со временем, например отраслевая принадлежность, мы при построении прогностической модели опираемся на панельные регрессии со случайным эффектом. Как известно, в противном случае мы не сможем оценить вклад факторов, не зависящих от времени.

Сочетание панельных регрессий с логит-моделями приводит нас к достаточно сложному с точки зрения организации вычислений классу логистических регрессионных моделей для коррелированных данных, описанному в [11]. Основная проблема при использовании моделей этого класса связана с задачей оценивания значений их параметров. Использование метода максимума правдоподобия для ее решения приводит нас к необходимости поиска экстремума функции правдоподобия, заданной как математическое ожидание плотности условного распределения зависимой переменной. В результате возникают сложные вычислительные процедуры, в частности процедура аппроксимации указанного математического ожидания конечной суммой. Количество слагаемых в данном разложении является важным параметром процедуры оценивания, который, с одной стороны, влияет на его точность, а с другой стороны, на ресурсоемкость процедуры оценивания, в частности на время ее выполнения. Еще одна методическая проблема состоит в том, что многие меры качества, разработанные для классических логит-моделей, нуждаются в переосмыслении и уточненном определении для моделей рассматриваемого типа, как было отмечено в [11].

К сожалению, использование только моделей указанного выше класса не дает возможности решить поставленную задачу. Проведя серию предварительных оценок параметров моделей указанного типа и опираясь на предыдущие исследования [12], мы пришли к заключению, что существенно улучшить описательные и прогностические качества модели можно за счет учета

возможного нелинейного характера влияния регрессоров на вероятность потенциального банкротства. Однако поиск вида нелинейной функциональной формы вхождения регрессоров в модель является нетривиальной задачей. Часто можно только предполагать лишь некоторые общие характеристики этой формы, такие как наличие горизонтальных асимптот или точек переключения направления влияния. В остальном решений может быть бесконечно много. При этом разные способы описания формы вхождения регрессора в модель могут давать примерно одинаковый результат. В связи с этим было решено вновь воспользоваться аппаратом обобщенных полиномов, которые хорошо зарекомендовали себя при решении задачи прогнозирования отзываются лицензии у банка [12] и ряде других задач [13, 14]. По сути, в рамках данной технологии предлагается использовать эмпирически выбранный класс нелинейных, внутренне линейных, регрессионных моделей. Вводится параметризованный класс нелинейных преобразований одного регрессора, и далее значения параметров этого преобразования определяются индивидуально для каждой объясняющей переменной. В результате возникает множество преобразованных регрессоров, которые затем используются для построения новой модели.

Поясним кратко определение обобщенного полинома. Введем несколько обозначений. Обобщенной степенью 'x' будем называть следующую функцию

$$x^{(p)} = \begin{cases} x^p, & p \neq 0 \\ \ln(x), & p = 0 \end{cases} \quad (1)$$

Обобщенный полином от 'x' второго порядка определяется в [15] как функция вида:

$$H(x; (a_1, a_2), (p_1, p_2)) = \begin{cases} a_1 x^{(p_1)} + a_2 x^{(p_2)}, & p_1 \neq p_2 \\ a_1 x^{(p)} + a_2 x^{(p)} \ln(x), & p_1 = p_2 = p \end{cases} \quad (2)$$

В рамках построения логит-модели для коррелированных данных эту функцию мы называем функцией индекса переменной 'x'. Таким образом, в рамках данного исследования для нескольких независимых переменных функция индекса - склонность к разорению - имеет (опуская параметры) вид:

$$y_i = \sum_k H_k(x_{k,i}; (a_{1,k}, a_{2,k})(p_{1,k}, p_{2,k})) + v_i. \quad (3)$$

Использование аппарата обобщенных полиномов порождает новую проблему - определение набора оптимальных в некотором смысле параметров полиномов (обобщенных степеней и коэффициентов) для нескольких независимых переменных. Для решения этой задачи авторами концепции был разработан алгоритм MFP [15]. За счет оптимизации выбора преобразований независимых переменных этот алгоритм позволяет получить более высокое качество модели при меньшем числе переменных. На первом шаге оценивается модель, основанная на линейной регрессии, в которую включены все объясняющие переменные. Переменные упорядочиваются в порядке убывания их значимости, и для каждой из них последовательно определяется наилучшее преобразование при сохранении уже преобразованных переменных. Эта процедура повторяется до тех пор, пока не перестанут изменяться значения параметров - степеней и коэффициентов. Как правило, требуется две-три итерации, чтобы получить устойчивые оценки. В ходе итераций происходит исключение незначимых переменных из модели и добавление значимых. Алгоритм MFP реализован в таких приложениях, как STATA, SAS и R.

Всю совокупность используемых в работе моделей, ранее в данном сочетании не применявшихся, обозначим «GLM-RE-MFP».

Критерии оценки качества модели

Существенным этапом построения модели является оценка ее качества. Здесь необходимо уточнить, какую задачу решает исследователь, используя логит-модели [16]. Следует различать задачу оценивания вероятности некоторого события и задачу прогнозирования его наступления. Вторая, как правило, основана на решении первой, но именно она может быть в центре внимания проекта. При наличии оценок вероятностей наступления интересующего события для различных значений регрессоров фиксируют критический уровень указанной вероятности и прогнозируют наступление события при превышении данного уровня. Таким образом, критическое значение вероятности также является параметром системы

прогнозирования. При его фиксированном значении качество прогнозирования оценивается на

основе таблицы результатов классификации (см. таблицу 9).

Таблица 9

Результаты классификации

		Фактические значения		Всего
		Дефолт	Нет дефолта	
Вычисленные значения	Дефолт	TP	FP	TP+FP
	Нет дефолта	FN	TN	TN+FN
Всего		TP+FN	TN+FP	TP+FP+FN+TN

Вводятся три характеристики:

Доля правильных классификаций = $(TN+TP)/(TP+FP+FN+TN)$;

Чувствительность (Sensitivity) = $TP/(TP+FN)$ - доля правильно классифицированных дефолтов среди прогнозов дефолта;

Специфичность (Specificity) = $TN/(TN+FP)$ - доля правильно классифицированных отсутствий дефолтов среди прогнозов отсутствий дефолта.

Конкретные значения этих показателей очень сильно зависят от величины критической вероятности. Как отмечено в работе [11], сравнение моделей должно осуществляться на основе интегрального показателя, не связанного с ней. Широко распространенным подходом к сравнению результатов классификации с помощью разных моделей является ROC-кривая (Receiver Operating Characteristic). График этой кривой отображает зависимость между «чувствительностью» и показателем, равным «1 – «специфичность», то есть долей тех случаев, когда система классификации не смогла правильно определить отсутствие банкротства. Площадь под данной кривой является индикатором способности модели отличать ситуации, приводящие к появлению отрицательного уровня капитала, от ситуаций, которые предполагают нормальное развитие предприятия: чем больше площадь (значение ближе к 1), тем выше описательные способности модели.

В силу того, что для нас представляет большой интерес оценка вероятности наступления банкротства, а не только прогнозирование его наступления, мы воспользовались также статистикой Хосмера-Лемешоу [11]. Используемый нами вариант предполагает разделение тренировочного множества на подмножества наблюдений, для которых рассчитанные вероятности дефолта попадают в полуинтервалы разбиения отрезка $[0, 1]$ вида: $[0, a_1)$, ..., $[a_n, 1]$. Статистика вычис-

ляется на основе сравнения доли наблюдения в каждом полуинтервале со средней вероятностью, вычисленной для этих наблюдений. Критерий проверяет гипотезу о согласованности оцененного распределения вероятностей наступления банкротства с истинным.

Помимо указанных показателей качества, мы использовали критерий Акаике (AIC) и байесовский информационный критерий (критерий Шварца, BIC), которые позволяют получить модели со сбалансированными качеством и сложностью.

Результаты моделирования

В эмпирической части исследования мы строили модель класса GLM-RE-MFP для прогнозирования предполагаемого дефолта по результатам годовой финансовой отчетности прошлых лет. Таким образом, финансовая устойчивость, например 2015 г., прогнозировалась по данным 2013 и 2014 гг. (глубина анализа - два года).

Следует отметить, что алгоритмы оценивания параметров обобщенных полиномов очень чувствительны к величине эксцесса распределения соответствующего фактора, особенно если распределение сосредоточено около нуля. Это связано с наличием в определении обобщенного полинома отрицательных степеней и логарифма. При наличии отрицательных значений можно определять различные варианты реакции алгоритма. Простейшим вариантом является сдвиг фактора. Также наличие относительно больших значений фактора инициирует его масштабирование. В ряде случаев большие значения эксцесса приводят к нереально большой длительности расчетов. В связи с этим мы исключили из рассмотрения показатель «Коэффициент маневренности собственного капитала». Все остальные факторы, упомянутые выше, были включены в модель.

Отметим сразу, что нам удалось добиться схожести процедуры оценивания только на данных по отрасли «Обрабатывающие производства».

Рассмотрим результаты построения моделей класса GLM-RE-MFP при постепенном увеличении глубины истории начиная с 2015 г. (глубина - один год). В таблице 10 представлены данные о том, какие показатели вошли в модели (оказались значимы) для соответствующих периодов на 10%-м уровне

значимости, проведено их сравнение с линейными моделями. В случае линейного вхождения показателя в модель GLM-RE-MFP в соответствующей клетке таблицы стоит 1. В случае, когда переменная включена в модель в виде обобщенного полинома, указаны обобщенные степени полинома. Для упрощения таблицы для обобщенной степени 0 указан логарифм. Также в таблицу включены основные показатели качества моделей.

Таблица 10

Результаты моделирования предполагаемого банкротства предприятия с разной глубиной истории

№	Группа показателей	Переменная	2015-2016		2014-2016		2013-2016	
			LIN	GLM-RE-MFP	LIN	GLM-RE-MFP	LIN	GLM-RE-MFP
1	Константа	const	1	1	1	1	1	1
2	Размер	size_small					1	1
3		size_medium	1	1	1	1	1	1
4		size_large	1	1	1	1	1	1
5	Возраст	age	1	1	1		1	1
6	Ликвидность	abs_liquidity		log()		log()		
7	Структура активов	ac_receivable_in_curas			1			1
8		stocks_curas		1				
9	Финансовая устойчивость	financing	1	1	1	1	1	1
10		autonomy				-2, -1		
11	Рентабельность	ROA	1					
12		return_on_costs	1		1		1	1
13		ROE			1	1	1	1
14		gross_profitability	1		1		1	
15	Оборачиваемость	turnover_receivables				1		
16		inventory_turnover	1					1
	Площадь под ROC кривой		0,99	0,98	0,98	0,97	0,97	0,98
	HL/p-level		2,6 0,96	4,1 0,85	6,7 0,57	5,0 0,76	3,01 0,93	2,45 0,96
	AIC/BIC		184,0 293,0	173,7 210,1	293,4 412,2	294,1 343,7	367,8 493,7	353,5 411,4

Отметим некоторые особенности полученных результатов. Прежде всего представлял интерес ответ на вопрос о правильности использования моделей панельных данных для решения поставленной задачи. Модели такого типа существенно усложняют процедуры оценивания и анализ полученных результатов. Индикатором значимости моделей этого типа является значимость доли дисперсии панельной компоненты случайной составляющей модели в суммарной дисперсии. Расчеты показали, что гипотеза о равенстве нулю этого параметра отвергается на уровне менее 5% во всех случаях. Таким образом, использование моделей панельных данных в данном случае вполне обоснованно.

Рассмотрим подробнее структуру моделей. Прежде всего отметим, что стабильность структуры линейной модели существенно выше, чем модели GLM-RE-MFP, в том смысле, что состав значимых

факторов мало меняется. Модель GLM-RE-MFP также включает множество факторов, входящих во все ее варианты. В первую очередь - это группа характеристик размера предприятия и его возраста. Из финансовых показателей уверенно входит в модель коэффициент финансирования. Также относительно часто встречается коэффициент абсолютной ликвидности и коэффициент рентабельности собственного капитала (ROE). Все указанные финансовые коэффициенты входят в функцию индекса (склонность к банкротству) логит-модели линейно, за исключением коэффициента абсолютной ликвидности. Состав часто встречающихся в модели GLM-RE-MFP факторов существенно отличается от факторов в линейной модели. Также можно заметить, что во всех случаях модель GLM-RE-MFP имеет меньшую размерность.

Качество распознавания потенциальных проблем для всех моделей и всех периодов одинаково

высокое. С нашей точки зрения, отчасти это объясняется ярко выраженным трендом снижения с течением времени финансовой устойчивости у предприятий отрасли «Обрабатывающие производства», а также ухудшением значений прочих финансовых показателей. Обращает на себя внимание тот факт, что в большинстве случаев GLM-RE-MFP модели лучше воспроизводят распределение вероятностей наблюдаемых событий. Об этом говорит стабильно более низкое значение статистики Хосмера-Лемешоу и большее значение соответствующего p -уровня. Исключением является самый короткий интервал времени с 2015 по 2016 г. И наконец, модель GLM-RE-MFP во всех случаях существенно превосходит линейную модель по соотношению сложность/качество, о чем свидетельствуют более низкие значения статистик Акаике и Шварца.

Заключение

Перейдем к подведению итогов. Первичный анализ данных финансовой отчетности предприятий реального сектора за период с 2013 по 2016 г. выявил тренд существенного ухудшения их финансового положения: устойчиво росло количество случаев потенциального банкротства по всем четырем, включенным в исследование отраслям; росли риски потери финансовой устойчивости предприятий и наступления их банкротства. Что касается финансовых показателей, то их изменение во времени зависит от отрасли. В наихудшем положении оказалась отрасль «Обрабатывающие производства». Негативные тенденции прослеживались во всех аспектах ее финансового состояния. Наилучшим образом в период с 2013 по 2016 г. себя чувствовали отрасли: «Добыча полезных ископаемых» и «Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха».

Возникновение отрицательного уровня собственного капитала является весьма опасным для развития предприятия явлением. Его появление и особенно сохранение на протяжении нескольких лет чревато признанием предприятия банкротом со всеми вытекающими отсюда последствиями. Постоянный оперативный контроль склонности к существенному снижению финансовой устойчивости – важная задача как собственного финансового менеджмента, так и финансового менеджмента партнеров. При этом очевидна

необходимость снижения издержек на осуществление данного контроля. В связи с этим важен поиск оптимального набора индикаторов возможного снижения финансового благополучия, что и позволяет сделать проведенное исследование.

Стабильно значимым фактором, влияющим на вероятность возникновения отрицательного уровня собственного капитала, является размер организации. Нам приходилось сталкиваться с различными подходами к формализации этой характеристики предприятия. Вычисления показали, что выбранный простейший вариант оказался весьма работоспособным. В качестве базового значения данной характеристики было взято «микропредприятие». Коэффициенты при соответствующих фиктивных переменных имеют отрицательный знак, что свидетельствует о том, что при прочих равных значениях финансовых показателей с ростом численности персонала вероятность возникновения отрицательного уровня собственного капитала снижается. Интересно, что наиболее устойчивыми оказываются средние предприятия. В то же время следует отметить, что различия финансовой устойчивости микро- и малых предприятий заметны только на большом интервале времени. Для короткой истории (менее четырех лет) влияние фактора «малое предприятие» оказывается незначимым.

Также устойчиво значимым фактором является возраст предприятия. Большинство вариантов расчета показали, что при фиксированных значениях прочих параметров более «старые» предприятия, возраст которых превышает 15 лет, менее склонны к предполагаемому дефолту.

Основными финансовыми индикаторами будущей финансовой устойчивости организации являются текущие значения коэффициента финансирования и рентабельности собственного капитала. Как отмечалось выше, коэффициент финансирования, с одной стороны, характеризует структуру капитала предприятия, как отношение собственного капитала к заемному, а с другой стороны, тесно связан с показателем «стоимость чистых активов». Возникновение отрицательного уровня собственного капитала характеризуется негативным знаком данного коэффициента. В результате выполненных расчетов мы можем отметить, что этот коэффициент линейно с отрицательным знаком входит в показатель склонности предприятия к потенциальному банкротству при всех вариантах расчетов, как для линейных

моделей, так и для моделей GLM-RE-MFP. Это свидетельствует о том, что предприятия данной отрасли в среднем склонны поддерживать сложившийся уровень финансовой устойчивости и имеющуюся структуру капитала.

Представляет интерес влияние показателя ROE. Выше отмечалось, что для обрабатывающих производств его значение в среднем растет на фоне снижения таких показателей, как коэффициент финансирования, оборачиваемости и рентабельности активов. Данный показатель значимо входит в модель с положительным знаком. На наш взгляд, это странное обстоятельство объясняется следующим. ROE может увеличиваться как за счет роста прибыли, так и за счет снижения стоимости собственного капитала. Таким образом, возможно, мы сталкиваемся с ситуацией, когда снижение собственного капитала опережает снижение прибыли. В частности, она может возникнуть при снижении уставного капитала, которое законодательно требуется при существенном снижении стоимости чистых активов.

Еще одним интересным результатом исследования является тот факт, что значительное количество традиционно анализируемых финансовых показателей не вошло ни в линейные модели, ни в модели класса GLM-RE-MFP, структура которых определялась автоматически на основании свойств данных. Традиционно многие из них включаются в модели для прогнозирования финансовой устойчивости. Обнаружить этот факт до завершения моделирования не представлялось возможным.

Литература

1. Bellovary J.L., Giacomino D.E., Akers M.D. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present // *Journal of Financial Education*. 2007. Vol. 33. P. 1-42.
2. 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. doi: 10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x.
3. du Jardin P. Dynamics of Firm Financial Evolution and Bankruptcy Prediction // *Expert Systems With Applications*. 2017. Vol. 75. P. 25-43. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.01.016>.
4. Фёдорова Е.А., Гиленко Е.В., Довженко С.Е. Модели прогнозирования банкротства: особенности российских предприятий // *Проблемы прогнозирования*. 2013. № 2(137). С. 85-92. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/modeli-prognozirovaniya-bankrotstva-osobennosti-rossiyskih-predpriyatiy> (дата обращения 20.10.2018).
5. Демешев Б.Б., Тихонова А.С. Прогнозирование банкротства российских предприятий: межотраслевое сравнение // *Экономический журнал Высшей школы экономики*. 2014. Т. 18. № 3. С. 359-386.
6. Berg D. Bankruptcy Prediction by Generalized Additive Models // *Applied Stochastic Models in Business and Industry*. 2007. Vol. 28. Iss. 2. P. 129-143. doi: <https://doi.org/10.1002/asmb.658>.
7. Жданов В.Ю., Жданов И.Ю. Финансовый анализ предприятия с помощью коэффициентов и моделей: учеб. пособие. М: Проспект, 2018. 176 с.
8. Шеремет А.Д., Негашев Е.В. Методика финансового анализа деятельности коммерческих организаций. 2-е изд., перераб. и доп. М: Инфра-М, 2016. 208 с.
9. Greene W.H. *Econometric Analysis*. 7th ed. London: Prentice Hall, 2011. 1231 p.
10. Baltagi B.H. *Econometric Analysis of Panel Data*. Chichester, UK: John Wiley & Sons Ltd, 2008. 257 p.
11. Hosmer D.W., Lemeshow Jr.S., Sturdivant R.X. *Applied Logistic Regression*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2013. 500 p.
12. Поляков К.Л., Полякова М.В. Моделирование устойчивости российских банков в период реформирования банковской системы // *Вопросы статистики*. 2017. № 12. С. 25-39.
13. Polyakov K.L., Chuvakov D. Methodology of Model Structure Choice in Logistic Modelling // *Actual Problems of System and Software Engineering 2017. Proc. of the 5th Int. Conf. on Actual Problems of System and Software Engineering Supported by Russian Foundation for Basic Research. Project #17-07-20565 Moscow, Russia, November 14-16, 2017*, 408 p. / Ed. by A.R. Cavalli, A. Petrenko, B. Pozin. Vol. 1989. Aachen : CEUR Workshop Proc., 2017. Ch. 41. P. 327-332.
14. Royston P., Altman D.G. Regression Using Fractional Polynomials of Continuous Covariates: Parsimonious Parametric Modelling // *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*. 1994. Vol. 43. No. 3. P. 429-467.
15. Royston P., Sauerbrei W. *Multivariable Model-Building: a Pragmatic Approach to Regression Analysis Based on Fractional Polynomials for Continuous Variables*. Chichester, UK: John Wiley & Sons Ltd, 2008. 324 p.
16. Tian S., Yu Y., Zhou M. Data Sample Selection Issues for Bankruptcy Prediction // *Risk, Hazards & Crisis in Public Policy*. 2015. Vol. 6. No. 1. P. 91-116.

Информация об авторах

Поляков Константин Львович - канд. техн. наук, доцент, департамент прикладной экономики факультета экономических наук, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (НИУ ВШЭ). 119049, г. Москва, ул. Шаболовка, 28/11, комн. 2111. E-mail: polyakov.kl@hse.ru. ORCID: <https://orcid.org/0012-2701-7617-0469>.

Полякова Марина Васильевна - канд. техн. наук, доцент, Школа финансов факультета экономических наук, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики» (НИУ ВШЭ). 119049, г. Москва, ул. Шаболовка, д. 26, корп. 4, комн. 4315. E-mail: mpolyakova@hse.ru. ORCID: <https://orcid.org/0012-2702-0182-4875>.

Еремеева Ирина Сергеевна - независимый эксперт. E-mail: iseremeeva@gmail.com.

References

1. Bellovary J.L., Giacomino D.E., Akers M.D. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*. 2007;(33):1-42.
2. Altman E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*. 1968;23(4):589-609. doi: 10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x.
3. du Jardin P. Dynamics of Firm Financial Evolution and Bankruptcy Prediction. *Expert Systems With Applications*. 2017;(75):25-43. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.01.016>.
4. Fedorova E.A., Gilenko E.V., Dovzhenko S.E. Trend Analysis of Russian Banks' Qualitative Composition. *Studies on Russian Economic Development*. 2013;24(2):159-164. (In Russ.) Available from: <https://cyberleninka.ru/article/n/modeli-prognozirovaniya-bankrotstva-osobennosti-rossijskih-predpriyatiy> (accessed 20.10.2018).
5. Demeshev B.B., Tikhonova A.S. Default Prediction for Russian Companies: Intersectoral Comparison. *HSE Economic Journal*. 2014;18(3):359-386. (In Russ.)
6. Berg D. Bankruptcy Prediction by Generalized Additive Models. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*. 2007;28(2):129-143. doi: <https://doi.org/10.1002/asmb.658>.
7. Zhdanov V.Yu., Zhdanov I.Yu. *Financial Analysis of the Enterprise with the Help of Coefficients and Models*. Textbook. Moscow: Prospekt Publ.; 2018. 176 p. (In Russ.)
8. Sheremet A.D., Negashev E.V. *The Methodology of the Financial Analysis of Commercial Organizations*. 2nd ed. Moscow: Infra-M Publ.; 2016. 208 p. (In Russ.)
9. Greene W.H. *Econometric Analysis*. 7th ed. London: Prentice Hall, 2011. 1231 p.
10. Baltagi B.H. *Econometric Analysis of Panel Data*. Chichester, UK: John Wiley & Sons Ltd, 2008. 257 p.
11. Hosmer D.W., Lemeshow Jr.S., Sturdivant R.X. *Applied Logistic Regression*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2013. 500 p.
12. Polyakov K.L., Polyakova M.V. Modelling Sustainability of the Russian Banks Amid Banking System Reform. *Voprosy statistiki*. 2017;(12):25-39. (In Russ.)
13. Polyakov K.L., Chuvakov D. Methodology of Model Structure Choice in Logistic Modelling. In: Cavalli A.R., Petrenko A., Pozin B. (eds.) *Actual Problems of System and Software Engineering 2017. Proc. of the 5th Int. Conf. on Actual Problems of System and Software Engineering Supported by Russian Foundation for Basic Research*. Project #17-07-20565, Moscow, Russia, November 14-16, 2017. Aachen: CEUR Workshop Proceedings, 2017. Ch. 41. P. 327-332.
14. Royston P., Altman D.G. Regression Using Fractional Polynomials of Continuous Covariates: Parsimonious Parametric Modelling. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*. 1994;43(3):429-467.
15. Royston P., Sauerbrei W. *Multivariable Model-Building: a Pragmatic Approach to Regression Analysis Based on Fractional Polynomials for Continuous Variables*. Chichester, UK: John Wiley & Sons Ltd; 2008. 324 p.
16. Tian S., Yu Y., Zhou M. Data Sample Selection Issues for Bankruptcy Prediction. *Risk, Hazards & Crisis in Public Policy*. 2015;6(1):91-116.

About the authors

Konstantin L. Polyakov - Cand. Sci. (Tech.), Associate Professor, Department of Applied Economics, Faculty of Economic Sciences, National Research University - Higher School of Economics. 28/11, Shabolovka Str., Moscow, 119049, Russia. E-mail: polyakov.kl@hse.ru. ORCID: <https://orcid.org/0012-2701-7617-0469>.

Marina V. Polyakova - Cand. Sci. (Tech.), Associate Professor, School of Finance, Faculty of Economic Sciences, National Research University - Higher School of Economics. Bldg. 4, 26, Shabolovka Str., Moscow, 119049, Russia. E-mail: mpolyakova@hse.ru. ORCID: <https://orcid.org/0012-2702-0182-4875>.

Irina S. Eremeeva - independent expert. E-mail: iseremeeva@gmail.com.