

ЭКОНОМИКА ФИРМЫ И ПРОИЗВОДСТВЕННЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ

УДК 338.27

А. А. Баркар

ИНСТРУМЕНТАРИЙ АНТИКРИЗИСНОЙ ФИНАНСОВОЙ ДИАГНОСТИКИ ПРЕДПРИЯТИЙ НА РЫНКЕ НЕДВИЖИМОСТИ

Несмотря на позитивные тенденции к улучшению ключевых макроэкономических индикаторов, российская экономика остается чувствительной к внешним и внутренним рискам, а реальные доходы населения продолжают снижаться. В связи с этим рынок аренды коммерческой недвижимости, ослабленный в течение последних двух лет, все еще далек от стабилизации, что указывает на необходимость совершенствования инструментов антикризисной финансовой диагностики. Целью данного исследования является построение моделей антикризисной финансовой диагностики для предприятий, сдающих коммерческую недвижимость в аренду. Для достижения поставленной цели в статье осуществлен краткий обзор существующих инструментов, проблем их применения и совершенствования. Подробно раскрываются этапы разработки комплексных моделей антикризисной диагностики с использованием методов статистической классификации данных и представлены результаты классификации хозяйствующих субъектов в сравнении с зарубежными аналогами. Библиогр. 30 назв. Ил. 2. Табл. 3.

Ключевые слова: антикризисная диагностика, финансовая несостоятельность, дискриминантный анализ, логистическая регрессия, прогнозирование.

A. A. Barkar

DEVELOPMENT OF INSTRUMENTS OF FINANCIAL DIAGNOSTICS OF CRISIS

Despite positive trends in key macroeconomic indicators, the Russian economy remains sensitive to external and internal risks, and real incomes continue to diminish. As a result, the commercial real estate market, weakened during the last two years, is still far from stabilizing, indicating the need to improve instruments of crisis diagnostics. The goal of this paper is to develop models of crisis diagnostics for companies renting commercial real estate. To achieve this aim, we briefly review existing instruments, problems of their application, and improvements. The paper outlines in detail the stages of developing complex crisis diagnostics models with the use of methods of statistical classification of data, and we present results of the classification of economic entities in comparison with the foreign analogues. Refs 30. Figs 2. Tabl. 3.

Keywords: crisis diagnostics, financial insolvency, discriminant analysis, logit-regression, forecasting.

Александр Александрович БАРКАР — аспирант, Санкт-Петербургский государственный экономический университет, 191023, Санкт-Петербург, ул. Садовая, 21; alexb26rus@mail.ru

Aleksandr A. BARKAR — post-graduate student, Saint-Petersburg State University of Economics, 21, Sadovaya st., St. Petersburg, 191023, Russian Federation; alexb26rus@mail.ru

© Санкт-Петербургский государственный университет, 2017

Введение

На совещании, посвященном анализу реализации Плана действий Правительства РФ, направленных на обеспечение стабильного социально-экономического развития Российской Федерации в 2016 г., было отмечено, что, несмотря на целый ряд позитивных тенденций (небольшой рост промышленного производства, снижение инфляции и сохранение прошлогоднего уровня безработицы), экономическая ситуация остается непростой. Это проявляется в продолжающемся снижении реальных доходов людей, уменьшении объема инвестиций бизнеса в основной капитал [О ходе реализации Плана...]. Очевидно, что невозможно за один-два года преодолеть внутренние причины торможения экономики России, которые были обозначены Президентом РФ В. В. Путиным в ежегодном Послании Федеральному Собранию: дефицит инвестиционных ресурсов, современных технологий, профессиональных кадров, недостаточное развитие конкуренции, изъяны делового климата [Послание Президента...]. Без решения этих базовых для российской экономики проблем и опоры на новые драйверы роста не следует ожидать перехода от стабилизации к устойчивому росту.

По итогам 2016 г. ключевые макроэкономические индикаторы оказались более благоприятными (прогрессивными) по сравнению с прогнозными значениями. По мнению ряда экспертов, снижение волатильности рубля на фоне прогнозов роста ВВП, а также уменьшение ключевой ставки до 9% можно рассматривать как сигналы стабилизации экономики. Косвенным подтверждением этого является повышение кредитного рейтинга Российской Федерации с негативного до стабильного рейтинговым агентством *Fitch*, а также до позитивного агентствами *Moody's* и *S&P*, что стало первой положительной оценкой суверенного рейтинга нашей страны с 2010 г. В частности, специалисты агентства *Fitch* в своем заявлении отмечают, что «Россия осуществила последовательную и надежную политику в ответ на резкое падение цен на нефть», однако при этом подчеркивают, что российская экономика остается чувствительной к нарастанию геополитической напряженности [*Fitch revives...*]. Сохраняющаяся волатильность рынков, устаревший подход к управлению и слабое владение инструментарием диагностики финансово-экономических проблем делают экономику страны уязвимой.

Неустойчивость экономики отражается и на рынке коммерческой недвижимости, на котором все еще наблюдается крайне низкий уровень инвестиционной активности, вызванный также участвовавшим неисполнением долговых обязательств, что, в свою очередь, приводит к процессу перехода объектов недвижимости во владение банков. К причинам чрезмерной долговой нагрузки на сектор, с одной стороны, можно отнести сложности с прогнозированием денежного потока от арендных платежей, а с другой — неопределенность пула арендаторов на фоне их высокой ротации [Обзор рынка коммерческой...].

Несмотря на оживление спроса на качественные офисные и торговые площади, говорить о возобновлении активности рынка преждевременно. Рост арендных ставок не ожидается вплоть до периода общей стабилизации экономики и получения населением реальных денежных доходов. В условиях продолжающегося снижения платежеспособности арендаторов, повышения налоговой нагрузки (в связи с переоценкой кадастровой стоимости находящегося в управлении недвижимого

имущества), увеличивающейся доли вакантных площадей и нарастающей конкуренции проблема совершенствования инструментария антикризисной финансовой диагностики стоит как нельзя остро.

Целями статьи являются оценка современного состояния методического обеспечения антикризисной финансовой диагностики, рассмотрение этапов создания инструментов и представление авторских предложений по разработке моделей антикризисной финансовой диагностики, построенных на основе методов дискриминантного анализа и логистической регрессии, на примере предприятий, сдающих коммерческую недвижимость в аренду.

1. Антикризисная финансовая диагностика и инструменты ее осуществления

Под *антикризисной финансовой диагностикой* мы понимаем процесс регулярного анализа результатов финансово-хозяйственной и инвестиционной деятельности и их воздействия на финансовую устойчивость организации с целью идентификации и количественного измерения факторов финансовой несостоятельности, а также определения причин их проявления и возможных путей нивелирования [Баркар, 2016, с. 145].

Развитие методического обеспечения механизма антикризисной финансовой диагностики (как в форме прогнозирования несостоятельности, так и в форме оценки кредитоспособности) неразрывно связано с теорией анализа финансовой отчетности. Так, первая публикация независимой оценки кредитоспособности компаний была осуществлена в 1849 г. *Dun & Bradstreet* [Wood, 2012, p. 27]. Вплоть до начала XX в. антикризисная финансовая диагностика в наиболее примитивной форме осуществлялась при помощи сравнения оборотных активов компании и ее краткосрочных обязательств, т. е. коэффициента текущей ликвидности, примат которого был утверждён в работе Розендейла [Rosendale, 1908]. Весомый вклад во внедрение в анализ числовых коэффициентов, позволивших получать достаточно объективное представление об эффективности деятельности хозяйствующего субъекта и проводить сопоставления с аналогичными показателями предыдущих периодов и других предприятий, внесла работа Уолла [Wall, 1919]. Именно с этого момента начал формироваться внушительный пласт инструментов антикризисной диагностики во всем типовом многообразии. В настоящей статье при классификации моделей диагностики финансового состояния предприятия, которые представлены ниже, мы опираемся на подход британских ученых М. А. Азиза и Х. А. Дара [Aziz, Dar, 2006].

1. *Статистические модели*, целью которых является консолидация количественной и качественной информации в интегральный показатель на основе применения различных статистических подходов. На наш взгляд, первоначальные попытки объединения системы финансовых коэффициентов в единый индекс представлены в работах Александра Уолла и Рэймонда Даннинга [Wall, Dunning, 1928] и Пола Фитцпатрика [Fitzpatrick, 1932]. Впервые действительно значимую статистическую модель разработал У. Г. Бивер [Beaver, 1966], однако переменные модели не были сведены им в интегральный показатель. Этот прорыв удалось осуществить Э. Альтману [Altman, 1968], применившему метод дискриминантного анализа, который до этого не использовался при решении подобных вопросов. Работа

Альтмана задала тренд на появление целого ряда инструментов, основанных на многомерном дискриминантном анализе как за рубежом [Taffler, Tisshaw, 1977; Fulmer et al., 1984] (более полный обзор см. в работе Э. Вуда [Wood, 2012, p. 64–144]), так и в Российской Федерации (наиболее интересный обзор отечественных «инструментов-пионеров» можно посмотреть в работах И. И. Мазуровой [2012, с. 40–48]). В дальнейшем развитие статистических инструментов шло по пути уменьшения лежащих в основе математико-статистических допущений. Здесь стоит отметить инструменты, основанные на логистической регрессии [Ohlson, 1980; Федорова и др., 2013] и пробит-регрессии [Zmijewski, 1984].

2. *Модели — экспертные системы, основанные на применении искусственного интеллекта (Artificial Intelligence Expert Systems (AIES))*, которые расширяют возможности классических статистических моделей, обладая способностью обрабатывать большие по объему массивы данных и улучшать результаты анализа последующих наблюдений на основе предыдущих (так называемое машинное обучение). Среди наиболее распространенных непараметрических методов, на базе которых строятся подобные инструменты, стоит выделить нейронные сети [Odom, Sharda, 1990; Charitou et al., 2004; Колышкин и др., 2014], рекурсивное разделение, «оболочечный анализ», генетические алгоритмы.

3. *Теоретические модели*, на основе которых предпринимаются попытки решения проблемы отсутствия теоретического фундамента двух предыдущих типов инструментов, что, в свою очередь, вызывает необходимость определить несостоятельность, сформировать статистическую выборку и сделать произвольный отбор переменных. Таким образом, они ставят целью не анализ индикаторов ухудшения финансовой устойчивости, а выявление причин развития кризисных процессов, моделируя несостоятельность на основе определенного теоретического обоснования. Наиболее удачной разновидностью этой группы инструментов следует признать модели, основанные на теории ценообразования опционов Ф. Блэка, М. Шоулза и Р. Мертона [Black, Cox, 1976; Bharath, Shumway, 2004; Тайшин, 2014].

На наш взгляд, все проблемы, возникающие при использовании того или иного инструмента, можно условно разделить на эндогенные, связанные непосредственно с самим инструментом, и экзогенные, порожденные внешними условиями создания и применения модели.

Эндогенные проблемы носят уникальный характер, т. е. их наличие вызвано недостатками той или иной модели, а значит, и анализ этой группы проблем необходимо проводить применительно к конкретной модели (инструменту) или группе моделей. Как показывает практика, каждый новый инструмент, с одной стороны, нивелирует эндогенные проблемы предыдущего, но, с другой стороны, сам содержит присущие только ему недостатки. Ярким примером эндогенной проблемы являются статистические допущения о нормальном распределении предикторов, лежащие в основе многомерного дискриминантного анализа.

Экзогенные проблемы, в свою очередь, не связаны с самой моделью, а порождаются условиями внешней среды, в которой тот или иной инструмент создавался. Экзогенные проблемы имеют всеобщий характер и воздействуют на эффективность антикризисной финансовой диагностики в целом, независимо от применяемой модели. Количество внешних проблем условно-неограниченно, поэтому оценить влияние каждой из них по отдельности не представляется возможным.

По нашему мнению, наиболее важными являются анализ наиболее существенных экзогенных проблем, к числу которых относится проблема «больших данных» [Колышкин и др., 2014]; изучение проблемы недостатков данных бухгалтерской отчетности (на которых основывается большая часть инструментов антикризисной диагностики) [Agarwal, Taffler, 2008] и др.

На наш взгляд, двигателем развития антикризисной финансовой диагностики можно считать разрешение проблем экзогенного характера. Например, тот факт, что финансовые коэффициенты стали активно применяться для оценки финансового состояния предприятия лишь в середине XX в., отнюдь не является свидетельством низкого развития коэффициентного анализа в экономике. Скорее можно говорить об отсутствии должного информационного обеспечения, развитие которого, по сути, представляет собой разрешение одной из экзогенных проблем.

Антикризисную финансовую диагностику можно осуществлять при помощи разработанных ранее инструментов, наиболее известными среди которых являются модели Э. Альтмана [Altman, 2006, p. 241], Дж. Олсона [Ohlson, 1980], М. Змиевского [Zmijewski, 1984], Р. Таффлера, О. П. Зайцевой, А. Д. Шеремета и др. Однако точность данных моделей зачастую оставляет желать лучшего, так как они создавались в условиях, далеких от текущей экономической действительности. Самые популярные в российской литературе и отдельной корпоративной практике зарубежные инструменты были разработаны в 70–80-е годы прошлого столетия, что в совокупности с отличной от отечественной системой формирования финансовой отчетности существенно снижает их потенциал применительно к отечественным хозяйствующим субъектам. Российские модели антикризисной диагностики, в свою очередь, не обладают большой точностью по той причине, что в них не учитывается отраслевая специфика.

На рис. 1 схематично представлен алгоритм совершенствования инструментов антикризисной диагностики. Мы полагаем, что в основу данного процесса должно быть положено отнесение предприятия к определенной группе, внутри которой субъекты имеют сходные характеристики в части ведения деятельности, формирования структуры активов, выбора источников финансирования и т. д. Так, организации можно группировать по размеру, организационно-правовой форме, региональной принадлежности, но, на наш взгляд, наиболее эффективным и обоснованным является деление по видам экономической деятельности.

Представленные в литературе способы совершенствования инструментов антикризисной финансовой диагностики, по существу, можно разделить на две большие группы:

1. *Совершенствование разработанных ранее инструментов антикризисной финансовой диагностики.* В данном случае исследователь ориентируется на имеющуюся модель и, не меняя набор переменных¹, адаптирует его для более эффективного применения в определенных условиях. Последнее может осуществляться при помощи:

¹ В противном случае возможна адаптация определенных переменных к условиям, в которых будет использоваться инструмент. Например, в российской практике в инструментах, разработанных зарубежными авторами, присущие западной системе финансовой отчетности показатели прибыли EBIT, EBITDA и другие заменяют на более привычные для нас показатели чистой прибыли или прибыли от продаж.

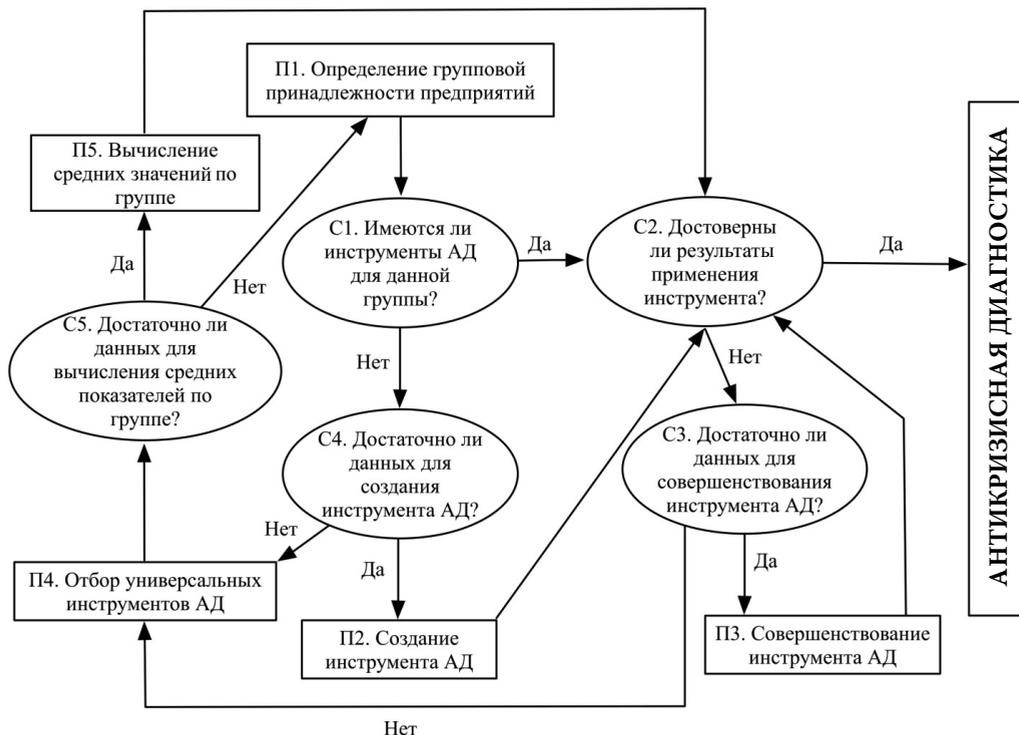


Рис. 1. Схема алгоритма совершенствования инструментов антикризисной диагностики хозяйствующего субъекта

- расчета каких-либо отраслевых ориентиров, например средних значений (см. рис. 1, процесс П4);
- переоценки весовых значений каждой из переменных в модели, т.е., по сути, построения собственной модели на основе «чужих» коэффициентов (см. рис. 1, процесс П3) и др.

Однако данные изменения, как правило, ведут к нарушению логики моделей, а полученные результаты не имеют доказанной статистической значимости.

2. *Создание исследователем новых инструментов антикризисной финансовой диагностики.* Этот способ заключается в последовательном прохождении всех этапов отбора переменных, анализа их репрезентативности для конкретной выборки предприятий и построения конечной модели с использованием всевозможных методов: статистических, AIES или теоретических (см. рис. 1, процесс П2).

Ключевым фактором при принятии управленческого решения об осуществлении того или иного процесса совершенствования инструмента выступает достаточность информации (количественной и качественной). Как показывает практика, проблема доступности и достоверности данных становится острее для видов деятельности с малой представительностью. В случае с деятельностью по сдаче коммерческой недвижимости в аренду (которая является предметом рассмотрения в данной работе) исследователь в состоянии получить достаточный объем информации о действующих предприятиях, в то время как данных о несостоятельных хозяйствующих объектах чрезвычайно мало.

2. Основные этапы создания инструмента антикризисной финансовой диагностики

В данном исследовании решение проблемы совершенствования инструментов антикризисной финансовой диагностики на примере организаций, сдающих в аренду коммерческую недвижимость, осуществлено путем разработки новой авторской методики (см. рис. 1, процесс П2). Очевидно, что в процессе построения новой модели автор сталкивается с рядом вопросов, от решения которых зависят в конечном счете ее простота и рациональность (с точки зрения количества переменных) и, как следствие, последующая точность и эффективность диагностики. Здесь будут рассмотрены наиболее важные, по нашему мнению, моменты, на которые необходимо обратить внимание при совершенствовании инструментов антикризисной диагностики.

Одним из ключевых вопросов, с которым сталкивается исследователь в процессе создания инструмента антикризисной финансовой диагностики, является отбор переменных. Ф. дю Жарден выделяет три группы переменных, отражающих финансовое состояние предприятия [du Jardin, 2009], которые относятся:

- непосредственно к хозяйствующему субъекту (финансовые, структурные, управленческие и другие переменные);
- к окружающей среде хозяйствующего субъекта (отраслевые показатели, уровень процентных ставок и др.);
- к финансовым рынкам (цена акции, доходность акции и т. д.).

Обратим внимание, что данная классификация указывает на источники получения количественной и качественной информации, а не на типы переменных, которые также могут различаться. Согласно исследованию дю Жардена, 93 % авторов моделей антикризисной финансовой диагностики используют в своем исследовании финансовые коэффициенты [du Jardin, 2009]. Коэффициенты являются наиболее удобным инструментом стандартизации данных, а также обеспечивают возможность сравнения предприятий друг с другом. Тем не менее нельзя считать, что финансовые коэффициенты популярны исключительно из-за своей прогнозной способности. Этот тип переменных упрощает сбор и обработку данных, что зачастую является очень важным. При разработке авторского инструмента антикризисной диагностики мы также решили использовать только финансовые коэффициенты.

Помимо группы и типа переменных на результативность любого инструмента влияет и метод отбора переменных в модель. Прежде всего необходимо подчеркнуть, что как такового «лучшего» набора переменных не существует в принципе, так как его эффективность напрямую зависит от индуктивного алгоритма (способа разработки инструмента). Для целей антикризисной финансовой диагностики исследователи обычно отбирают переменные в два этапа. Как правило, начальный набор показателей основывается на общих теоретических авторских суждениях, в то время как следующий шаг предполагает статистические расчеты.

Согласно исследованиям, 40 % авторов отбирают переменные на основании частоты их использования в экономической литературе или прогнозной способности, рассчитанной в предшествующих работах. В 17 % случаев для отбора переменных применяются разновидности одномерного анализа данных, а в 16 % — методы пошагового отбора [du Jardin, 2009].

Использованный нами механизм отбора предикторов для создания инструмента антикризисной финансовой диагностики, по сути, включал три шага (рис. 2). Суть каждого этапа будет раскрыта нами в дальнейшем, поэтому здесь мы лишь обратим внимание на то, что любое решение о включении (исключении) того или иного предиктора в модель не является окончательным и может быть изменено на любом шаге в процессе создания (обозначено на рис. 2 пунктирной линией).

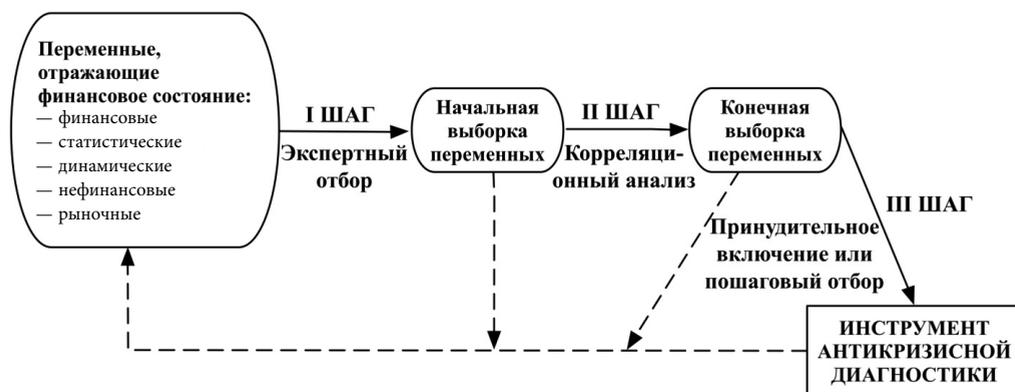


Рис. 2. Механизм отбора переменных для создания инструмента антикризисной финансовой диагностики

Для целей исследования из открытой базы данных Федеральной службы государственной статистики² было проанализировано 31 предприятие в период 2011–2014 гг.: 25 действующих (финансово устойчивых) и 6 финансово несостоятельных. Основным (или одним из основных) видом экономической деятельности каждого хозяйствующего субъекта из выборки является сдача нежилого недвижимого имущества в аренду. Отбор предприятий был проведен случайным образом без применения территориальных фильтров и ограничений по размеру, что во многом обуславливалось весьма скудной финансовой информацией об организациях с данным видом экономической деятельности³. В литературе, посвященной проблемам антикризисной финансовой диагностики, несостоятельность определяют и как невыполнение обязательств по кредиту, и как отсутствие платы за допуск акций к биржевым торгам, и как реструктуризацию долей заемного и собственного капитала в связи с отсутствием возможности погашения задолженности и т. д. Учитывая особенности выбранной группы предприятий, а также некоторые информационные ограничения, мы относили предприятия к группе финансово несостоятельных в том случае, если в их отношении была начата одна из процедур банкротства в соответствии с законодательством РФ.

Для целей первичного отбора финансовых коэффициентов были исследованы 22 существующие модели антикризисной финансовой диагностики (11 отечественных и 11 зарубежных), представленные, в частности, в работах Э. Альтмана [Alt-

² http://www.gks.ru/accounting_report (дата обращения: 10.03.2017).

³ Это обстоятельство объясняет и малый размер выборки, в особенности в части предприятий, классифицируемых как финансово несостоятельные.

man, 2006, p. 241], Дж. Олсона [Ohlson, 1980], М. Змиевского [Zmijewski, 1984] и др., и выделили 18 переменных, встречающихся более одного раза.

В процессе обработки данных были исключены четыре коэффициента по причине отсутствия репрезентативности относительно предприятий, сдающих коммерческую недвижимость в аренду. К таким показателям относится, например, рентабельность собственного капитала, в связи с тем что величина капитала у многих предприятий, попавших в выборку, является отрицательной по причине наличия непокрытого убытка. Другим примером может являться коэффициент покрытия процентов к уплате, который был элиминирован из исследования, так как у большого числа организаций наблюдалось отсутствие процентных расходов.

Первичная выборка включала следующие переменные, приведенные в порядке популярности в анализируемых моделях:

- рентабельность активов (12 раз);
- оборачиваемость активов (9 раз);
- коэффициент текущей ликвидности (8 раз);
- «собственный капитал / заемный капитал» и «чистый рабочий капитал / активы» (по 7 раз);
- «оборотные активы / валюта баланса» (4 раза);
- «нераспределенная прибыль / активы»; «краткосрочные обязательства / активы»; «оборотные активы / заемный капитал»; «чистая прибыль / заемный капитал» (по 3 раза);
- коэффициент срочной ликвидности; «чистая прибыль / краткосрочные заемные средства»; «внеоборотные активы / активы»; «собственный капитал / валюта баланса» (по 2 раза).

По нашему мнению, целесообразно, чтобы инструмент не включал слишком большое число переменных (которые, ко всему прочему, должны иметь незначительную взаимосвязь и быть репрезентативными для конкретной сферы экономической деятельности). Поэтому для всей первичной группы отобранных переменных нами был произведен расчет коэффициентов парной корреляции Пирсона. В результате был сформирован конечный набор из четырех переменных: 1) рентабельность активов (*ROA*); 2) доля формирования активов за счет чистого рабочего капитала (*NWCA*); 3) коэффициент покрытия обязательств прибылью (*NID*); 4) отношение собственного капитала к обязательствам (*ED*).

Как видно из табл. 1, значимым можно признать лишь уровень взаимосвязи переменных *NID* и *ED* в то время когда степень парной корреляции других показателей друг с другом незначительна. Мы решили допустить наличие взаимосвязи двух факторов в модели, так как каждый из коэффициентов отражает отдельную сторону финансово-хозяйственной деятельности хозяйствующего субъекта.

Таблица 1. Корреляционная матрица конечной выборки переменных

Переменная	<i>ROA</i>	<i>NWCA</i>	<i>NID</i>	<i>ED</i>
<i>ROA</i>	1	–	–	–
<i>NWCA</i>	0,348	1	–	–
<i>NID</i>	0,114	0,139	1	–
<i>ED</i>	0,068	0,078	0,739	1

Наконец, эффективность и результативность любого инструмента антикризисной финансовой диагностики упирается в метод, при помощи которого он создается. В настоящем исследовании использованы два альтернативных варианта создания модели при помощи пакета IBM SPSS Statistics: *многомерный дискриминантный анализ* и *логистическая регрессия*.

3. Представление результатов расчетов

Первым инструментом, построенным на основе линейного дискриминантного анализа, стала модель Э. Альтмана 1968 г. [Altman, 1968], которая до сих пор является одной из эталонных. Дискриминантный анализ позволяет предсказать принадлежность объектов к двум или более непересекающимся группам при условии, что для каждого из объектов имеются данные по ряду количественных переменных, или предикторов. Этот тип анализа представляет собой альтернативу множественной регрессии, поскольку в данном случае зависимая переменная (вероятность наступления банкротства) является не количественной, а номинальной [Наследов, 2013, с. 289].

При построении модели мы исходили не из принудительного, а из пошагового включения переменных в модель, основанного на минимизации лямбды Уилкса и F -включения, равного 1,25. В результате полученное уравнение приняло следующий вид:

$$B_{\text{МДА}} = 0,22 + 0,044 \times ROA + 0,016 \times NWCA + 0,795 \times NID - 0,147 \times ED, \quad (1)$$

где под B мы подразумеваем интегральный показатель, отражающий вероятность наступления финансовой несостоятельности (далее будем именовать его « B -коэффициент»).

По нашему мнению, классическая интерпретация инструментов антикризисной финансовой диагностики при помощи одной точки отсечения, разделяющей предприятия на финансово устойчивые и финансово несостоятельные, является менее целесообразной с экономической точки зрения, нежели шкала риска финансовой несостоятельности, приведенная в табл. 2. Наиболее оптимальным порогом B -коэффициента, рассчитанного с помощью дискриминантного анализа, является $-1,0661$. Тем не менее мы считаем, что все значения $B \leq 0$ должны вызывать существенные опасения по поводу финансовой устойчивости анализируемого хозяйствующего субъекта (зона очень высокого риска). Анализ инструмента позволяет определить, что значение функции, большее или равное 0,3, может считаться свидетельством устойчивого финансового состояния.

Таблица 2. Шкала риска финансовой несостоятельности модели $B_{\text{МДА}}$

Диапазон значений B -коэффициента				
$B \leq -1,0661$	$-1,066 < B \leq 0$	$0 < B \leq 0,17$	$0,17 < B \leq 0,3$	$B > 0,3$
Финансовая несостоятельность	Зона очень высокого риска	Зона высокого риска	Зона умеренного риска	Финансовая устойчивость

Впервые логистическая регрессия для целей антикризисной диагностики была применена Д. Чессером [Chesser, 1974]. Наиболее известной по праву можно счи-

тать модель, разработанную Дж.Олсоном в 1980 г. [Ohlson, 1980]. Логистическая регрессия представляет собой разновидность моделей бинарного выбора. По сути, это разновидность множественной регрессии, где в качестве зависимой переменной выступает дихотомическая переменная, имеющая лишь два возможных значения. Исследователи отмечают, что данный подход к построению инструментов обладает рядом преимуществ в сравнении с классическим дискриминантным анализом: во-первых, он не предполагает нормального распределения используемых в модели предикторов; во-вторых, в качестве результата прогноза дает не просто бинарный ответ («финансово устойчивый» или «финансово неустойчивый»), а оценку вероятности неустойчивости.

При создании авторского инструмента антикризисной диагностики методом логистической регрессии мы также исходили не из блочного ввода переменных, а пошагового включения предикторов, основанного на статистике отношения правдоподобия. Таким образом, B -коэффициент принял вид:

$$B_{\text{лог}} = -3,238 - 0,908 \times \text{NWCA} - 1,966 \times \text{NID}. \quad (2)$$

Очевидно, что, в отличие от дискриминантного анализа, в результате построения инструмента с помощью логистической регрессии были задействованы только две переменные. Это в очередной раз подтверждает слова о важности выбора метода, на основе которого будет создан инструмент антикризисной диагностики.

Для интерпретации результатов модели в табл. 3 приведем шкалу риска финансовой неустойчивости. В случае если B -коэффициент больше или равен 0, предприятие признается финансово неустойчивым, в то время как все значения $\leq -3,5$ являются сигналом отсутствия видимых рисков. Чтобы из числового значения получить вероятность наступления финансовой неустойчивости, необходимо подставить полученное значение в следующую формулу:

$$P = \frac{e^B}{1 + e^B}, \quad (3)$$

где P — вероятность потери финансовой устойчивости; e — число Эйлера (математическая константа). Обращаем внимание на то, что P может принять значение от 0 до 1.

Таблица 3. Шкала риска финансовой неустойчивости модели $B_{\text{лог}}$

Диапазон значений B -коэффициента				
$B \geq 0$	$-1 \leq B < 0$	$-3 \leq B < -1$	$-3,5 \leq B < -3$	$B \leq -3,5$
Финансовая неустойчивость	Зона очень высокого риска	Зона высокого риска	Зона умеренного риска	Финансовая устойчивость

В заключение проведем сравнение классификационной точности авторских инструментов антикризисной финансовой диагностики с инструментами, разработанными Э.Альтманом [Altman, 2006, p.248] и Дж.Олсоном [Ohlson, 1980]. Проверка инструментов осуществлялась с помощью тестовой выборки, отличной от обучающей и включавшей 82 наблюдения⁴. Точность классификации

⁴ Информация о предприятиях из тестовой выборки взята за период 2012–2014 гг. на официальном сайте Федеральной службы государственной статистики.

Z²-коэффициента Альтмана составила 86,5 %, O-коэффициента Олсона — 70,7 %, в то время как результативность B-коэффициентов, построенных при помощи МДА и логистической регрессии, составила 93,9 и 95,1 % соответственно. Таким образом, авторские модели, построенные на основе обоих из примененных методов, лучше классифицируют финансовое состояние организаций, сдающих коммерческую недвижимость в аренду, нежели зарубежные аналоги.

Необходимо отметить, что наиболее эффективной оказалась модель, построенная нами на основе логистической регрессии, что в целом соответствует результатам предыдущих исследований.

Заключение

В настоящей статье проведен анализ возможных путей совершенствования инструментов антикризисной финансовой диагностики и подробно рассмотрен один из них — создание новой модели. На примере предприятий, сдающих коммерческую недвижимость в аренду (за 2011–2014 гг.), показаны особенности отбора предикторов в модель, а также варианты методологий построения инструментов (дискриминантный анализ и логистическая регрессия).

Рынок коммерческой недвижимости обладает уникальными чертами, которые не позволяют успешно применять разработанные ранее универсальные модели антикризисной диагностики на предприятиях, работающих в этой сфере, что и актуализирует развитие инструментария в данной области финансового менеджмента. Фактически можно достичь этой цели двумя способами: 1) адаптировать разработанную ранее модель с заданным набором предикторов; 2) построить новый инструмент, самостоятельно отобрав предикторы. В первом случае исследователь «избавляет» себя от необходимости прохождения процедуры подробного анализа переменных на предмет их применимости и репрезентативности для конкретной выборки, однако зачастую подобное не является оправданным. Если мы располагаем достаточной базой данных и компьютерной техникой для создания собственного инструмента, второму способу необходимо отдавать безоговорочное предпочтение.

При рассмотрении этапов отбора переменных очевидно, что целый ряд предикторов в разработанных ранее моделях неприменим для целей современной антикризисной финансовой диагностики предприятий, сдающих коммерческую недвижимость в аренду. Соответственно, этапу формирования системы показателей, на основе которой будут строиться инструменты, следует уделять повышенное внимание.

Сравнение результатов применения авторских инструментов с аналогами, разработанными ранее (моделями Э. Альтмана и Дж. Олсона), продемонстрировало превосходство B-коэффициента независимо от применяемого экономико-математического метода моделирования. Однако инструмент, построенный при помощи логистической регрессии, оказался немного более эффективным, нежели основанный на дискриминантном анализе, что коррелирует с результатами аналогичных исследований и подтверждает его большую эффективность для целей антикризисной финансовой диагностики.

На наш взгляд, предложенный вариант развития инструментария современной антикризисной финансовой диагностики на примере предприятий, сдающих

коммерческую недвижимость в аренду, подтверждает важность отраслевого подхода с учетом специфики анализируемых компаний. Именно создание специализированных моделей является на сегодняшний день главным вектором в данной исследовательской области.

Литература

- Баркар А. А. Балльная модель антикризисной диагностики предприятий, сдающих коммерческую недвижимость в аренду // Изв. С.-Петербург. гос. экон. ун-та. 2016. № 4. С. 145–149.
- Кольшикин А. В., Гиленко Е. В., Довженко С. Е., Жилкин С. А., Чое С. Е. Прогнозирование финансовой несостоятельности предприятий // Вестн. С.-Петербург. ун-та. Серия 5. Экономика. 2014. № 2. С. 122–142.
- Мазурова И. И., Белозерова Н. П., Леонова Т. М., Подшивалова М. М. Методы оценки вероятности банкротства предприятия: учеб. пособие. СПб.: Изд-во СПбГУЭФ, 2012. 53 с.
- Наследов А. IBM SPSS Statistics 20 и AMOS: профессиональный статистический анализ данных. СПб.: Питер, 2013. 416 с.
- Обзор рынка коммерческой недвижимости. I полугодие 2016. Colliers International Россия. URL: http://www.colliers.com/-/media/files/emea/russia/research/2016/russia_h1_2016_rus.pdf?la=ru-RU (дата обращения: 24.10.2016).
- О ходе реализации Плана действий Правительства Российской Федерации, направленных на обеспечение стабильного социально-экономического развития Российской Федерации в 2016 году, и о поддержке приоритетных отраслей промышленности в 2017 году. Сайт Правительства Российской Федерации. URL: <http://government.ru/news/24922/> (дата обращения: 24.10.2016).
- Послание Президента Федеральному Собранию. Официальные сетевые ресурсы Президента России. URL: <http://www.kremlin.ru/events/president/news/53379> (дата обращения: 12.12.2016).
- Тайшин А. А. Применение модели KMV для оценки кредитного риска индивидуальных предпринимателей // Вестн. Новосиб. гос. ун-та. Серия: Социально-экономические науки. 2014. Т. 14, вып. 3. С. 22–32.
- Федорова Е. А., Гиленко Е. В., Довженко С. Е. Модели прогнозирования банкротства: особенности российских предприятий // Проблемы прогнозирования. 2013. № 2. С. 85–92.
- Agarwal V., Taffler R. Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models // Journal of Banking and Finance. 2008. Vol. 32, N 8. P. 1541–1551.
- Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // Journal of Finance. 1968. N 23(4). P. 589–609.
- Altman E. I., Hotchkiss E. Financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt. 3rd ed. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2006. 368 с.
- Aziz M. A., Dar H. A. Predicting Corporate Bankruptcy: Where Do We Stand? // Corporate Governance. 2006. Vol. 6, N 1. P. 18–33.
- Beaver W. Financial Ratios as Predictors of Failures // Journal of Accounting Research (supplement). 1966. N 55 (3). P. 272–283.
- Bharath S., Shumway T. Forecasting Default with the Merton Distance to Default Model // The Review of Financial Studies. 2008. N 21 (3). P. 1339–1369.
- Black F., Cox J. Valuing Corporate Securities: Some Effects of Bond Indenture Provisions // Journal of Finance. 1976. N 31 (2). P. 351–367.
- Charitou A., Neophytou E., Charalambous C. Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK // European Accounting Review. 2004. N 13 (3). P. 465–497.
- Chesser D. Predicting loan noncompliance // The Journal of Commercial Bank Lending. 1974. August. P. 28–38.
- du Jardin P. Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables? // Bankers, Markets & Investors. 2009. Issue 98, January-February. P. 39–46.
- Fitzpatrick P. J. A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firms // The CPA Journal. 1932. N 12 (3). P. 598–605.
- Fulmer J. G. et al. A Bankruptcy Classification Model For Small Firms // Journal of Commercial Bank Lending. 1984. July. P. 25–37.
- Ohlson J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy // Journal of Accounting Research. 1980. Vol. 18. N 1. P. 109–131.
- Odom M., Sharda R. A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction // Proceeding of the International Joint Conference on Neural Networks, San Diego, 17–21 June 1990. Vol. II. IEEE Neural Networks Council. P. 163–171.

- Rosendale W.M. Credit Department Methods // Bankers' Magazine. 1908. P.183–184.
- Taffler R. J., Tishshaw H. Going, Going, Gone — Four Factors Which Predict // Accountancy. 1977. N 88 (1003). P.50–54.
- Wall A. Study of Credit Barometrics // Federal Reserve Bulletin. 1919. Vol. 5. P.229–243.
- Wall A., Dunning R. W. Ratio Analysis of Financial Statements // Harper and Brothers. 1928. P.152–179.
- Wood A. P. The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study, development and wider application. University of Exeter, 2012. 373 p.
- Zmijewski M. E. Methodological Issues Related To the Estimation of Financial Distress Prediction Models // Journal of Accounting Research. 1984. Vol. 22. P.59–82.
- Fitch Revives Outlook on Russia to Stable; Affirms at 'BBB-' FitchRatings. URL: <https://www.fitchratings.com/site/pr/1013171> (дата обращения: 24.10.2016).

Для цитирования: Баркар А.А. Инструментарий антикризисной финансовой диагностики предприятий на рынке недвижимости // Вестник СПбГУ. Экономика. 2017. Т.33. Вып. 4. С.658–672. <https://doi.org/10.21638/11701/spbu05.2017.408>.

References

- Agarwal V., Taffler R. Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models. *Journal of Banking and Finance*, 2008, vol.32, no. 8, pp. 1541–1551.
- Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 1968, no. 23 (4), pp. 589–609.
- Altman E. I., Hotchkiss E. *Financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt*. 3rd ed. Hoboken, New Jersey, John Wiley & Sons, Inc., 2006. 368 p.
- Aziz M. A., Dar H. A. Predicting Corporate Bankruptcy: Where Do We Stand? *Corporate Governance*, 2006, vol. 6, no. 1, pp.18–33.
- Barkar A. A. Ball'naia model' antikrizisnoi diagnostiki predpriatii, sdaiushchikh kommercheskuiu nedvizhimost' v arendu [Scoring models of crisis diagnosis for companies renting commercial real estate]. *Izv. S.-Peterb. gos. ekon. un-ta* [News of St. Petersburg State University of Economics], 2016, no. 4, pp.145–149. (In Russian)
- Beaver W. Financial Ratios as Predictors of Failures. *Journal of Accounting Research (supplement)*, 1966, no. 55 (3), pp.272–283.
- Bharath S., Shumway T. Forecasting Default with the Merton Distance to Default Model. *The Review of Financial Studies*, 2008, no. 21 (3), pp.1339–1369.
- Black F., Cox J. Valuing Corporate Securities: Some Effects of Bond Indenture Provisions. *Journal of Finance*, 1976, no. 31 (2), pp. 351–367.
- Charitou A., Neophytou E., Charalambous C. Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 2004, no. 13 (3), pp.465–497.
- Chesser D. Predicting loan noncompliance. *The Journal of Commercial Bank Lending*, 1974, August, pp.28–38.
- du Jardin P. Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables? *Bankers, Markets & Investors*, 2009, issue 98, January-February, pp.39–46.
- Fedorova E. A., Gilenko E. V., Dovzhenko S. E. Modeli prognozirovaniia bankrotstva: osobennosti rossiiskikh predpriatii [Models of bankruptcy forecasting: Case study of Russian enterprises]. *Problemy prognozirovaniia* [The Problems of Forecasting], 2013, no. 2, pp.85–92. (In Russian)
- Fitch Revives Outlook on Russia to Stable; Affirms at 'BBB-' FitchRatings. Available at: <https://www.fitchratings.com/site/pr/1013171> (accessed: 24.10.2016).
- Fitzpatrick P. J. A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firms // The CPA Journal. 1932. N 12(3). P.598–605.
- Fulmer J. G. et al. A Bankruptcy Classification Model For Small Firms. *Journal of Commercial Bank Lending*, 1984, July, pp.25–37.
- Kolyshkin A. V., Gilenko E. V., Dovzhenko S. E., Zhilkin S. A., Choe S. E. Prognozirovanie finansovoi nesostoiatel'nosti predpriatii [Forecasting the financial insolvency of enterprises]. *Vestnik SPbSU. Series 5. Economics*, 2014, iss. 2, pp.122–142. (In Russian)
- Mazurova I. I., Belozerova N. P., Leonova T. M., Podshivalova M. M. *Metody otsenki veroiatnosti bankrotstva predpriatii: ucheb. posobie* [Methods of the companies' bankruptcy probability evaluation]. St. Petersburg, Publ. SPbGUEF, 2012. 53 p. (In Russian)
- Nasledov A. *IBM SPSS Statistics 20 i AMOS: professional'nyi statisticheskii analiza dannykh* [IBM SPSS Statistics 20 and AMOS: professional statistical data analysis]. St. Petersburg, Piter Publ., 2013. 416 p. (In Russian)

- O khode realizatsii Plana deistvii Pravitel'stva Rossiiskoi Federatsii, napravlennykh na obespechenie stabil'nogo sotsial'no-ekonomicheskogo razvitiia Rossiiskoi Federatsii v 2016 godu, i o podderzhke prioritnykh otraslei promyshlennosti v 2017 godu [On implementation of the Plan of the Russian Government's actions to ensure sustainable economic and social development of the Russian Federation in 2016 and on support of the key industries in 2017]. Sait Pravitel'stva Rossiiskoi Federatsii. Available at: <http://government.ru/news/24922/> (accessed: 24.10.2016). (In Russian)
- Obzor rynka kommercheskoi nedvizhimosti. I polugodie 2016. Colliers International Rossiia [Colliers International Rossiya. Commercial real estate market review]. Available at: http://www.colliers.com/-/media/files/emea/russia/research/2016/russia_h1_2016_rus.pdf?la=ru-RU (accessed: 24.10.2016). (In Russian)
- Odom M., Sharda R. A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction. *Proceeding of the International Joint Conference on Neural Networks, San Diego, 17–21 June 1990*. Vol. II. IEEE Neural Networks Council, pp. 163–171.
- Ohlson J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 1980, vol. 18, no. 1, pp. 109–131.
- Poslanie Prezidenta Federal'nomu Sobraniuu. Ofitsial'nye setevye resursy Prezidenta Rossii [Presidential Address to the Federal Assembly]. Available at: <http://www.kremlin.ru/events/president/news/53379> (accessed: 12.12.2016). (In Russian)
- Rosendale W. M. Credit Department Methods. *Bankers' Magazine*, 1908, pp. 183–184.
- Taffler R. J., Tisshaw H. Going, Going, Gone — Four Factors Which Predict. *Accountancy*, 1977, no. 88 (1003), pp. 50–54.
- Taishin A. A. Primenenie modeli KMV dlia otsenki kreditnogo riska individual'nykh predprinimatelei [Application of KMV model to assess credit risk of individual entrepreneurs]. *Bulletin of Novosibirsk State University. Series: Social-economic sciences*, 2014, vol. 14, iss. 3, pp. 22–32. (In Russian)
- Wall A. Study of Credit Barometrics. *Federal Reserve Bulletin*, 1919, vol. 5, pp. 229–243.
- Wall A., Dunning R. W. Ratio Analysis of Financial Statements. *Harper and Brothers*, 1928, pp. 152–179.
- Wood A. P. *The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study, development and wider application*: University of Exeter, 2012. 373 p.
- Zmijewski M. E. Methodological Issues Related To the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 1984, vol. 22, pp. 59–82.
- For citation:** Barkar A. A. Development of instruments of financial diagnostics of crisis. *St Petersburg University Journal of Economic Studies*, 2017, vol. 33, issue 4, pp. 658–672. <https://doi.org/10.21638/11701/spbu05.2017.408>.

Статья поступила в редакцию 16.03.2017
Статья рекомендована в печать 27.09.2017