

Методы прогнозирования несостоятельности: проблемы и перспективы

Бойко И.П.¹, Казаков А.В.¹, Колышкин А.В.¹

¹ Санкт-Петербургский государственный университет

АННОТАЦИЯ:

Проблема прогнозирования банкротства изучается как отечественными, так и зарубежными экономистами. В то же время не существует методики, прогнозирующей наступление банкротства в среднесрочном периоде с достаточной точностью. Для решения данной проблемы зарубежные экономисты предлагают использовать показатели, характеризующие внешние условия хозяйствования, возраст фирмы и ряд других. С другой стороны, необходимо четко разделить понятия «банкротства» и «несостоятельности» и ориентировать модели на прогнозирование именно несостоятельности как имеющей экономическую природу. Помимо этого имеются статистические методы, которые могут преодолеть недостатки общепринятой логистической регрессии. В данной статье сделан обзор имеющихся на данный момент перспективных подходов к повышению точности прогнозирования несостоятельности и даны рекомендации отечественным исследователям.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: прогнозирование банкротства, финансовая несостоятельность, логит-регрессия, антикризисное управление.

Methods of forecasting insolvency: problems and prospects

Boyko I.P.¹, Kazakov A.V.¹, Kolyshkin A.V.¹

¹ Saint Petersburg State University

Введение

Прогнозирование вероятности наступления несостоятельности является важной экономической задачей, поскольку чем раньше будет обнаружена негативная тенденция, тем больше шансов у предприятия восстановить платежеспособность. В настоящий момент в зарубежной литературе существует ряд работ, ставящих своей целью подытожить накопленный богатый опыт исследований в данном направлении. Однако в отечественной литературе таких работ практически нет. Целью данной статьи является обзор существующих на данный момент проблем и перспектив развития в области прогнозирования несостоятельности

Немного истории

Первые опыты по оценке состояния компании были предприняты еще в девятнадцатом веке. Показатель кредитоспособности был, оче-

видно, первым показателем, применявшимся для подобных целей. Особенно активными в этой области были купцы, будучи особенно заинтересованными в определении потенциальной платежеспособности своих клиентов. В 1826 году увидел свет первый дайджест компаний, отказавшихся платить по своим обязательствам, впоследствии известный как *Stubbs Gazette*.

Однако только в двадцатом веке финансовые и экономические показатели стали широко использоваться, причем не только для прогнозирования несостоятельности как такового, но и для прогнозирования различных финансовых затруднений. В первой половине XX века вышло множество работ, посвященных данной тематике. Среди авторов можно отметить Хикмана, Джекоби, Фишера, Вожинловера и многих других. Особняком среди этих работ стоят методики, разработанные Эдвардом Альтманом и Уильямом Бивером. Бивер выделил пять показателей, негативные изменения которых свидетельствуют об имеющейся тенденции к банкротству. При этом он был одним из первых использовавших в оценке вероятности банкротства показатель, основанный на величине денежного потока.

Z-счет Альтмана, по видимому, является до сих наиболее известным методом прогнозирования несостоятельности. Основной заслугой Альтмана является использования для построения модели мультидискриминантного анализа. Впоследствии эти идеи развивал как сам Альтман, так и его многочисленные последователи.

В отечественной науке можно выделить два периода построения моделей: первый продолжался примерно до середины 2000-х годов и характеризовался отсутствием достаточного и достоверного статистического материала. Поэтому авторы в то время

ABSTRACT:

National and foreign economists study the problem of forecasting bankruptcy. At the same time there is no method that predicts the onset of bankruptcy in the medium term with sufficient accuracy. In order to solve this problem foreign economists suggest using the indexes, characterizing external economic conditions, age of firm and others. On the other hand we should clearly distinguish the concepts of "bankruptcy" and "insolvency" and direct models towards prediction of the very insolvency because it has an economic nature. In addition, there are statistical methods that can overcome the shortcomings of the conventional logistic regression. The article reviews current prospective approaches to improving the accuracy of forecasting insolvency. The paper also gives recommendations to domestic researchers.

KEYWORDS: forecasting bankruptcy, financial inconsistency, logit-regression, crisis management.

Received: 16.04.2017 / Published: 30.04.2017

© Author(s) / Publication: CREATIVE ECONOMY Publishers
For correspondence: Boyko I.P. (i.boiko@outlook.com)

CITATION:

Boyko I.P., Kazakov A.V., Kolyshkin A.V. (2017) Metody prognozirovaniya nesostoyatelnosti: problemy i perspektivy [Methods of forecasting insolvency: problems and prospects]. Rossiyskoe predprinimatelstvo. 18. (8). – 1313-1326. doi: [10.18334/rp.18.8.37770](https://doi.org/10.18334/rp.18.8.37770)

либо адаптировали зарубежные модели, либо выбирали весовые показатели исходя из неких нормативных значений (например, [30]), либо выбирали показатели, входящие в модель, отталкиваясь от зарубежного опыта (например, [31] (*Kolyshki, Gilenko, Dovzhenko, Zhilkin, Choe, 2014*)).

С конца 2000-х годов ситуация изменилась в связи с появлением баз, содержащих данные по большому числу российских предприятий. В этот период можно отметить появление большого числа моделей, использующих как мультидискриминантный, так и логит-анализ (см. [16] (*Makeeva, Neretina, 2013*), [34] (*Fyodorova, Dovzhenko, Fyodorov, 2016*), [31] (*Kolyshki, Gilenko, Dovzhenko, Zhilkin, Choe, 2014*) и др.). Их отличие состоит в том, что мультидискриминантный анализ заключается в разделении совокупности компаний линией, а логит-анализ помимо разделения считает вероятность принадлежности к классу через логит, т. н. связывающую функцию (*link function*). Таким образом, результатом применения логит-модели является вероятность наступления несостоятельности.

Здесь отечественная наука развивается по проложенному западными экономистами пути. Так, Балкаен и Уге выделяют следующие типы моделей [3] (*Balcaen, Ooghe, 2006*):

- Однофакторные модели. Здесь речь идет о модели Бивера.
- Модели, основанные на индексе риска – всего две ([25] (*Tamari, 1966*), [19] (*Moses, Liao, 1987*)).
- Мультидискриминантные модели.
- Логит-модели.

В данной классификации остаются неучтенными набирающие большую популярность модели, построенные с помощью методов машинного обучения и искусственного интеллекта. Однако у данных моделей есть один существенный недостаток – их практически невозможно использовать обычному пользователю.

При этом следует отметить, что все авторы сообщают о высокой точности полученных прогнозов на горизонте в 1 год до банкротства как на обучающей, так и на тестовой (если она использовалась в исследовании) выборке. Однако опыт зарубеж-

ОБ АВТОРАХ:

Бойко Иван Петрович, профессор кафедры экономики предприятия и предпринимательства, профессор (i.boiko@outlook.com)

Казakov Александр Валерьевич, аспирант кафедры экономики предприятия и предпринимательства (kazakov.a.pu@gmail.com)

Колышкин Александр Викторович, доцент кафедры экономики предприятия и предпринимательства, доцент (alexvk75@mail.ru)

ЦИТИРОВАТЬ СТАТЬЮ:

Бойко И.П., Казаков А.В., Колышкин А.В. Методы прогнозирования несостоятельности: проблемы и перспективы // Российское предпринимательство. – 2017. – Том 18. – № 8. – С. 1313-1326.

doi: [10.18334/rp.18.8.37770](https://doi.org/10.18334/rp.18.8.37770)

ной литературы показывает, что модели прогнозирования несостоятельности имеют тенденцию к более низкой точности на данных других периодов [18] (*Moreno, Casillas, 2007*). Оценка точности некоторых зарубежных и отечественных моделей в работах российских авторов также показала, что точность предсказаний тех или иных моделей может довольно существенно отличаться от точности, представленной в исходных исследованиях [34, 31] (*Fyodorova, Dovzhenko, Fyodorov, 2016; Kolyshki, Gilenko, Dovzhenko, Zhilkin, Choe, 2014*).

Кроме того, важно отметить, что высокая точность прогнозирования за 1 год до банкротства (которая оценивается в большинстве работ, за исключением нескольких тестирующих точность моделей, на горизонте в 3–5 лет [13, 16] (*Lugovskaya, 2010; Makeeva, Neretina, 2013*)) еще не говорит об эффективности модели. Так, как отмечает Дю Жардан [10] (*Du Jardin, 2017*), все существующие на данный момент модели не могут предоставить приемлемой точности на данном горизонте, что является серьезной проблемой; ибо, как отмечает автор, одни из пользователей моделей прогнозирования несостоятельности – банки, нуждаются в точных средне- и долгосрочных прогнозах. Так, по данным Европейского центрального банка [11] только 20 % кредитов имеют срок менее 3 лет, 35 % выдаются на срок от 4 до 5 лет, 20 % на срок от 6 до 10 лет. Таким образом, поскольку модели прогнозирования несостоятельности должны давать точные прогнозы не только на первый год, а на весь срок займа, их горизонт прогнозирования должен составлять не менее 5 лет, чтобы покрыть, хотя бы половину выдаваемых кредитов, что особенно важно для банков в свете новых рекомендаций Базельского комитета.

Таким образом, можно сказать, что существующие на данный момент модели прогнозирования несостоятельности, даже если и демонстрируют точность предсказаний, близкую к 100 %, являются неудовлетворительными для потенциальных пользователей, т. к. дают точный прогноз, только на период в один год.

Что мешает и как исправить

Перед исследователями в области прогнозирования несостоятельности стоит ряд задач, требующих серьезной проработки, однако в российской литературе пока не намечилось тенденции к рассмотрению данных проблем. В зарубежной же литературе сформировался ряд представлений на причины описанных проблем моделей прогнозирования, и подходы к их преодолению.

Среди причин низкой точности моделей можно выделить как сугубо статистические, так и связанные с другими аспектами их разработки.

Среди статистических проблем можно выделить:

(1) Низкое качество данных – финансовая отчетность компаний в базах данных имеет множество пропусков, нелогичных и противоречивых значений, а также подвержена манипуляциям, что существенно снижает качество моделей и требует тщательной проверки и фильтрации исходных данных.

(2) Малые выборки – большая часть работ использует маленькие выборки (меньше 300 наблюдений), что снижает статистическую силу моделей.

(3) Существенная часть авторов некорректно использует статистический аппарат: используются неподходящие статистические тесты, не стандартизируются данные, имеющие различную шкалу измерений, и т.д.

Среди проблем, связанных с другими методами, можно выделить такие, как [3]:

(1) Неучтение проблемы стационарности данных, которая предполагает отсутствие стабильных взаимосвязей между переменными во времени.

(2) Произвольное определение критерия банкротства. В обзорном исследовании, проведенном Банком Франции [5], приводится список наиболее существенных аспектов при создании МПБ. Одним из таких аспектов авторы выделяют решение вопроса о том, какое событие прогнозировать в контексте несостоятельности: инициирование по отношению к компании процедур банкротства, просрочку платежа (если ее, то насколько крупную), и т.д. Как отмечают Балкаен и Уге [3] (*Balcaen, Ooghe, 2006*), большинство существующих работ используют в качестве такого события юридические процедуры банкротства, т.к. данный критерий позволяет объективно и легко (в силу доступности такой информации) разделить исходную выборку на два класса, необходимых для создания моделей прогнозирования несостоятельности, однако это приводит к существенному искажению в исходной выборке, т.к. не позволяет учесть всех возможных вариантов несостоятельности предприятия.

(3) Дю Жардан и Балкаен отмечают в качестве недостатка большинства существующих моделей прогнозирования несостоятельности то, что они строятся только на основе эмпирических данных, без какого-то концептуального и теоретического базиса [10, 3] (*Du Jardin, 2017; Balcaen, Ooghe, 2006*).

При этом одним из важнейших разделов при создании моделей прогнозирования несостоятельности является верный выбор объясняющих переменных, на основе которых будет осуществляться прогнозирование. Очевидно, что объясняющие переменные должны отражать, как можно больше аспектов, влияющих на банкротство предприятия, чтобы иметь максимальную точность. Такими переменными, как правило, являются финансовые показатели деятельности компании. Данные финансовой отчетности использовались в самых первых работах Бивера, Альтмана и других авторов. Так, согласно исследованию, проведенному Банком Франции [5] (*Bardos M, 2007*), именно финансовые коэффициенты являются лучшими предикторами для моделей прогнозирования, т. к. они стандартизированы и легкодоступны.

Финансовые переменные, используемые в моделях, можно разделить на три основных блока:

Переменные четырех основных групп: ликвидности, рентабельности, деловой активности и структуры капитала, призванные представить финансовое состояние компании со всех сторон – эффективности ведения бизнеса, управления оборотными активами и адекватности структуры источников финансирования.

В качестве второй группы ряд исследователей используют показатели, призванные учесть масштаб деятельности и размер предприятия – величину выручки, активов, задолженности и т. д., учтенные в виде натурального или десятичного логарифма от того или иного показателя. Логарифм здесь необходим для уменьшения разброса в результатах.

Третья группа призвана учесть динамику тех или иных показателей, в виде коэффициентов изменения показателей, в рамках попыток ряда авторов [8, 6, 21] (*Dambolena, Khoury S, 1980; Betts, Belhoul, 1987; Platt, Plat, 1990*) учесть временной фактор, используя данные только за один период.

Отдельно среди финансовых показателей следует упомянуть показатели, основанные на денежном потоке (который с точки зрения У. Бивера являлся важнейшим индикатором неплатежеспособности). Однако в силу специфики отчетности в России данные показатели могут быть рассчитаны только в случае использования моделей банками или же только для крупных предприятий, т. к., согласно данным СПАРК, только по 2 % малым и средним предприятий (МСП) в России имеются данные по амортизации.

Однако, несмотря на все достоинства, одни финансовые показатели не могут отразить всех измерений деятельности предприятия и всех причин, влияющих на финансовое состояние компании, поэтому иногда они могут быть дополнены переменными отражающими менеджмент фирмы, а не только финансовое состояние.

Можно выделить несколько групп «нетрадиционных» параметров, предлагаемых разными авторами.

1. Ряд авторов [21] (*Platt, Platt, 1990*), [17] (*Mensah, 1984*) предлагают использовать переменные, характеризующие внешние условия функционирования предприятия, такие как, например, доля компании на рынке, сравнение показателей фирмы со среднетраслевыми.

2. Еще одним типом переменной является переменная возраста компании, которую использует ряд авторов, в соответствии с концепцией влияния возраста компании на ее выживаемость [15, 24, 36, 27] (*Macas Nunes, Goncalves, 2013; Serrasqueiro, Macas Nunes, Leitao & Armadaz, 2010; Shirokova G., Shatalov A., 2008; Barinova, Radnabazarova, Sorokina, 2014*), согласно которой чем старше фирма, тем больше ее шансы на выживание (среди российских авторов показатель возраста использовали Хайдаршина и Луговская [35, 13] (*Khaydarshina, 2009; Lugovskaya, 2010*)). Данная теория подтверждается международной статистикой по банкротствам, показывающей существенно больший процент банкротств среди молодых фирм [2] (*Altman, Iwanicz-Drozowska, 2016*).

3. Еще одним фактором, который предлагают учитывать некоторые авторы, является организационная форма и организационные изменения [4].

4. Следующим фактором является инновационная деятельность предприятия. Ряд зарубежных исследований [24, 18, 23] (*Tian, Yu & Zhou, 2015; Moreno, Casillas, 2007; Rickne, 2006*) демонстрируют положительное влияние инновационной активности

компаний на их рост и выживаемость, однако, как правило, только для более крупных компаний [24] (*Tian, Yu & Zhou, 2015*), что может объясняться излишней финансовой нагрузкой затрат на НИОКР для малого растущего предприятия. Однако следует отметить, что данный показатель актуален только для инновационных компаний, число которых в России невелико.

5. Отраслевой фактор.

Исследования показали, что на прогнозирование банкротства оказывает влияние отраслевая специфика. Однако не все отечественные исследования (к примеру, Хайдаршина) учитывают это, хотя в целом прослеживается тенденция к созданию моделей с отраслевой специализацией (*Довженко, Жданов, Шмидт*).

При этом, как показывают данные последней статьи Э. Альтмана, отраслевую (как и страновую) специфику следует учитывать не только с помощью пересчета модели на новых данных, но и с помощью отбора специфических для отрасли/страны переменных. Как показали пересчеты модели Альтмана для 31 страны, даже, несмотря на то, что новые модели создавались на данных конкретной страны, точность этих моделей значительно варьируется вследствие ограниченного набора показателей, которые, по-видимому, не учитывают отдельных нюансов для каждой страны [2] (*Altman, Iwanicz-Drozdzowska, 2016*).

6. Еще одним параметром, связанным не с каким-то конкретным аспектом деятельности фирмы, а со всеми сразу, является временной фактор, возможно, один из важнейших аспектов, которые необходимо учитывать при прогнозировании банкротства. Дело в том, что этот параметр должен позволить оценить деятельность фирмы в динамике.

Большинство существующих работ не учитывают этот параметр, поскольку используют при построении моделей данные за один период. Это приводит к тому, что созданная модель учитывает состояние компании только в один конкретный момент ее существования. Однако, как отмечает ряд исследователей (см. [31, 14] (*Kolyshki, Gilenko, Dovzhenko, Zhilkin, Choe, 2014; Luoma, Laitinen, 1991*)), банкротство является результатом длинного и динамичного процесса, в течение которого финансовое состояние компании может значительно меняться. При этом, одни компании, в конкретный момент времени имевшие финансовые проблемы, через определенный промежуток времени могут продолжать работать, в то время как другие, в аналогичный момент будучи здоровыми, обанкротятся к рассматриваемому периоду [12, 9] (*Hill, Perry, Andes, 1996; Davis A., Huang X., 2004*).

Однако некоторые авторы пытаются учесть временное измерение в своих работах, используя данные разных периодов [1] (*Altman, Haldema, Narayanan, 1977*), [8] (*Dambolena, Khoury, 1980*), [26] (*Tian, Yu & Zhou, 2015*). Среди исследований, использовавших данные нескольких периодов, можно отметить последнюю работу Э. Альтмана [2] (*Altman, Iwanicz-Drozdzowska, 2016*), в которой он отмечает, что подобный метод позволяет учесть макроэкономические изменения: экономический рост,

кредитную политику, изменение процентных ставок и бизнес-циклов, которые могут повлиять на границу между банкротами и не банкротами.

Кроме того, говоря об учете временного фактора и стабильности точности моделей на длительном отрезке времени, Дю Жардан отмечает, что одним из ключевых факторов устойчивости моделей (model robustness) является качество использованных данных для оценки параметров моделей и, соответственно, устойчивость этих данных. Именно поэтому, как отмечает исследователь, банки стремятся использовать в своих скоринговых моделях переменные, характеристики которых являются устойчивыми во времени (stable over time).

При этом некоторые авторы отмечают, что традиционные методы создания моделей (мультидискриминантный анализ и Логит) плохо подходят для учета временного измерения, и поэтому ими были протестированы новые методы, такие как survival methods и hazard models (к примеру, модель Кокса [7] (Cox, 1972)), которые, в ряде исследований оказались лучше дискриминантных моделей [2] (Altman, Iwanicz-Drozdowska, 2016). По данным работы Дю Жардана, данные методы позволили получить более высокую точность в краткосрочной перспективе, однако не дали существенного прироста в средне- и долгосрочной [10] (Du Jardin, 2017). Таким образом, можно сделать вывод о том, что с чисто статистической точки зрения (при прочих равных условиях создания моделей) данные методы более предпочтительны при создании моделей прогнозирования несостоятельности.

При этом стоит отметить, что указанные методы также являются интерпретируемыми, в отличие от методов машинного обучения, что позволяет применять их и в случае создания моделей для индивидуальных пользователей, не имеющих возможности применять машинные методы.

Кроме того, следует отметить упоминавшиеся в отечественной литературе предложения по использованию методов нечеткой логики [33, 28] (Tuktarova, Petrenko, 2014; Bogomolova, Plekanova, Yuyukin, 2016), однако большинство авторов не предложили никаких конкретных идей по их применению, ограничившись реферативными данными, за исключением масштабной работы Недосекина [32] (Недосекин, 1999), который создал свою методику, сочетающую в себе экспертный и статистический подходы.

В одной из работ Уге [20] (Ooghe, Spaenjers, Vandermoere, 2009) с целью добиться устойчивости модели, отмечая недостатки моделей, не имеющих теоретической базы, предложил использовать чисто теоретический подход, основанный на «интуитивно понятных показателях».

Заключение

Таким образом, можно подытожить вышеизложенное, наметив перспективные направления в создании моделей прогнозирования несостоятельности.

На наш взгляд, перспективный подход, объединяющий перечисленные направления, может состоять в следующем:

1. Статистический метод: логистическая регрессия или класс т. н. моделей выживаемости. Оба метода являются интерпретируемыми и позволяют работать с несбалансированными данными. При этом последние выглядят более перспективными.

2. Данные: максимально возможная выборка за длительный период времени, собранная из различных баз, таких как СПАРК, «Руслана», СКРИН и др., а также данных Арбитражного суда РФ для сбора данных о криминальных банкротствах.

3. Критерий разделения выборки: использование критерия «несостоятельность» взамен критерия юридического банкротства с целью выделения нескольких выборок, отражающих различные сценарии прекращения деятельности, а именно: 1) введение одной из процедур банкротства; 2) закрытие или «заморозка» кризисного предприятия без процедуры банкротства; 3) наступление глубокого кризиса, не ведущего к закрытию или банкротству; а также 4) отдельные выборки с потенциально криминальными банкротами и компаниями-«однодневками».

4. Набор переменных: 1) набор финансовых переменных, отобранных на основе теоретических предпосылок, учитывающих отраслевую специфику и особенности размера предприятия; 2) набор переменных, учитывающих динамику и вариативность финансовых показателей; 3) набор переменных, учитывающих внешнюю среду предприятия, такие как индекс конкурентности среды, доля компании на рынке, рост ВВП, и т.д.; 4) ряд нефинансовых переменных, таких как возраст компании, размер, организационная форма. Переменные групп 2–4 должны быть протестированы статистически на предмет их устойчивости во времени.

Кроме того, отдельные рекомендации требуются для методики тестирования полученных исследователями моделей. Т. к. на данный момент в российской литературе не оформилось единого формата оценки полученных результатов и представления результатов исследования по прогнозированию банкротства, что значительно затрудняет развитие данного направления. В связи с чем следует отметить особую важность тестирования полученных моделей не только на горизонте за 1 год до банкротства, но на всем периоде 1–5 лет, при этом используя отдельную тестовую выборку, желательно из периода, следующего за периодом обучающей выборки. Другим немаловажным моментом является расчет т. н. предельных эффектов в том случае, если использовалась логистическая регрессия, т. к. предельные эффекты позволяют судить читателям статьи об относительной важности тех или иных факторов модели, что является немаловажным для будущих исследований, т. к. дает важную информацию о вкладе тех или иных переменных в банкротство компании. На данный момент, в отечественной литературе предельные эффекты были рассчитаны лишь в одной работе [29] (*Демешев, Тихонов, 2014*)

ИСТОЧНИКИ:

1. Altman E.I., Haldema, R., Narayanan P. Zeta analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations // *Banking Finance*. – 1977. – № 1. – p. 29-51.
2. Altman E., Iwanicz-Drozowska M. Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model // *Journal of International Financial Management & Accounting*. – 2016.
3. Balcaen S., Ooghe H. 5 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems // *British Accounting Review*. – 2006. – p. 63-93.
4. Balcaen S., Manigart S., Ooghe H. From distress to exit: determinants of the time to exit // *Journal of Evolutionary Economics*. – 2011. – p. 407-445.
5. Bardos M. What is at stake in the construction and use of credit scores? // *Computational Economics*. – 2007. – № 29. – p. 159-172.
6. Betts J., Belhoul D. The effectiveness of incorporating stability measures in company failure models // *Journal of Business Finance and Accounting*. – 1987. – № 3(14). – p. 323-334.
7. Cox D.R. Regression Models and Life-Tables // *Journal of the Royal Statistical Society*. – 1972. – № 34.
8. Dambolena I., Khoury S. Ratio stability and corporate failure // *Journal of Finance*. – 1980. – № 4(33). – p. 1017-1026.
9. Davis A., Huang X. The stock performance of firms emerging from Chapter 11 and accidental bankruptcy // Paper presented at the FMA Meeting. – 2004. – p. 6-9.
10. Du Jardin, P. (2017). Dynamics of firm financial evolution and bankruptcy prediction. *Expert Systems With Application*(75), 25–43
11. European Central Bank. (2014). SME access to finance in the Euro area: Barriers and potential policy remedies
12. Hill N., Perry S., Andes S. Evaluating firms in financial distress: an event history analysis // *Journal of Applied Business Research*,. – 1996. – № 3(12). – p. 60-71.
13. Lugovskaya L. Predicting default of Russian SMEs on the basis of financial and non-financial variables // *Journal of Financial Services Marketing*. – 2010. – № 4(14). – p. 301-313.
14. Luoma M., Laitinen E. Survival analysis as a tool for company failure prediction // *Omega International Journal of Management Science*. – 1991. – № 6(19). – p. 673-678.
15. Macas Nunes P., Goncalves M. The influence of age on SMEs' growth determinants: empirical evidence // *Small Business Economics*. – 2013. – № 2(40). – p. 249-272.
16. Makeeva E., Neretina E. The Prediction of Bankruptcy in a Construction Industry of Russian Federation // *Journal of Modern Accounting and Auditing*. – 2013. – № 2(9). – p. 256-271.

17. Mensah Y. An examination of the stationarity of multivariate bankruptcy prediction models: a methodological study // *Journal of Accounting Research*, – 1984. – № 1(22). – p. 380-395.
18. Moreno A., Casillas J. High-growth SMEs versus non-high growth SMEs: a discriminant analysis // *Entrepreneurship and Regional Development*. – 2007. – № 19. – p. 69-88.
19. Moses D., Liao S. S. On developing models for failure prediction // *Journal of Commercial Bank Lending*. – 1987. – № 69. – p. 27-38.
20. Ooghe H., Spaenjers C., Vandermoere P. Business Failure Prediction: Simple-Intuitive Models Versus Statistical Models // *IUP Journal of Business Strategy*. – 2009. – p. 7-44.
21. Platt H., Platt M. Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction // *Journal of Business Finance & Accounting*. – 1990. – № 1(17). – p. 31-51.
22. Platt H., Platt M. A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction // *Journal of Banking and Finance*. – 1991. – № 15. – p. 1183-1194.
23. Rickne A. Connectivity and performance of science-based firms // *Small Business Economics*. – 2006. – № 26. – p. 393-407.
24. Serrasqueiro, Z., Macas Nunes, P., Leitao, J., & Armadaz, M. (2010). Are there nonlinearities between SME growth and its determinants? A quantile approach. *Industrial and Corporate Change*, 4(19), 1071-1108
25. Tamari, M. (1966). Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy. *Management International Review*, 4, 15-21
26. Tian, S., Yu, Y., & Zhou, M. (2015). Data sample selection issues for bankruptcy prediction. *Risk, Hazards & Crisis in Public Policy*(6), 91-116
27. Баринаева В., Раднабазарова С., Сорокина А. Быстрорастущие компании в России: анализ статистических данных и результаты кейс-стади // *Друckerовский вестник*. – 2014. – № 3. – с. 112-129.
28. Богомолова И., Плеканова И., Ююкин А. Современные подходы к прогнозированию банкротства предприятий // *Экономика и предпринимательство*. – 2016. – № 5(16). – с. 1125-1131.
29. Демешев, Б., & Тихонов, А. (2014). Прогнозирование банкротства российских компаний: межотраслевое сравнение. Серия WP2 Количественный анализ в экономике
30. Зайцева, О. П. (1998). Антикризисный менеджмент в российской фирме. *Аваль (Сибирская финансовая школа)*(11-12)
31. Кольшки, А.В., Гиленко Е.В., Довженко С.Е., Жилкин С.А., Чое С.Е. Прогнозирование финансовой несостоятельности предприятий // *Вестник СПбГУ*. Сер. 5. – 2014. – с. 122-142.
32. Недосекин, А. (1999). Применение теории нечетких множеств к финансовому анализу предприятий. Вопросы анализа риска
33. Туктарова, П., & Петренко, А. (2014). Прогнозирование вероятности банкротства предприятия с использованием теории нечетких множеств (стр. 129-134). Уфа

34. Фёдорова Е., Довженко С., Фёдоров Ф. Модели прогнозирования несостоятельности российских предприятий: отраслевые особенности // Проблемы прогнозирования. – 2016. – № 3(156). – с. 32-40.
35. Хайдаршина Г. Совершенствование методов оценки риска банкротства российских предприятий в современных условиях // Имущественные отношения в российской федерации. – 2009. – № 5. – с. 86-95.
36. Широкова Г., Шаталов А. Факторы роста российских предпринимательских фирм: результаты эмпирического анализа, 2008.

REFERENCES:

- Altman E., Iwanicz-Drozowska M. (2016). Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model *Journal of International Financial Management & Accounting*.
- Altman E.I., Haldema, R., Narayanan P. (1977). Zeta analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations *Banking Finance*. (1). 29-51.
- Balcaen S., Manigart S., Ooghe H. (2011). From distress to exit: determinants of the time to exit *Journal of Evolutionary Economics*. 407-445.
- Balcaen S., Ooghe H. (2006). 5 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems *British Accounting Review*. 63-93.
- Bardos M. (2007). What is at stake in the construction and use of credit scores? *Computational Economics*. (29). 159-172.
- Barinova V., Radnabazarova S., Sorokina A. (2014). Bystrorastuschie kompanii v Rossii: analiz statisticheskikh dannyh i rezultaty keys-stadi [Rapid-growing companies in Russia: analysis of statistic data and case-study results]. *Drukerovskiy vestnik*. (3). 112-129. (in Russian).
- Betts J., Belhoul D. (1987). The effectiveness of incorporating stability measures in company failure models *Journal of Business Finance and Accounting*. (3(14)). 323-334.
- Bogomolova I., Plekanova I., Yuyukin A. (2016). Covremennye podkhody k prognozirovaniyu bankrotstva predpriyatij [Modern approaches to forecasting bankruptcy of enterprises]. *Journal of Economy and Entrepreneurship*. (5(16)). 1125-1131. (in Russian).
- Cox D.R. (1972). Regression Models and Life-Tables *Journal of the Royal Statistical Society*. (34).

- Dambolena I., Khoury S. (1980). Ratio stability and corporate failure *Journal of Finance*. (4(33)). 1017-1026.
- Davis A., Huang X. (2004). The stock performance of firms emerging from Chapter 11 and accidental bankruptcy Paper presented at the FMA Meeting. 6-9.
- Fyodorova E., Dovzhenko S., Fyodorov F. (2016). Modeli prognozirovaniya nesostoyatelnosti rossiyskikh predpriyatij: otraslevye osobennosti [Bankruptcy-prediction models for Russian enterprises: specific sector-related characteristics]. *Problemy prognozirovaniya*. (3(156)). 32-40. (in Russian).
- Hill N., Perry S., Andes S. (1996). Evaluating firms in financial distress: an event history analysis *Journal of Applied Business Research*,. (3(12)). 60-71.
- Khaydarshina G. (2009). Sovershenstvovanie metodov otsenki riska bankrotstva rossiyskikh predpriyatij v sovremennykh usloviyakh [Improving methods for assessing risk of bankruptcy of russian enterprises under modern conditions]. *Imushchestvennye otnosheniya v rossiyskoy federatsii*. (5). 86-95. (in Russian).
- Kolyshki, A.V., Gilenko E.V., Dovzhenko S.E., Zhilkin S.A., Choe S.E. (2014). Prognozirovanie finansovoy nesostoyatelnosti predpriyatij [Forecasting the financial insolvency of enterprises]. *Vestnik SPbGU. Ser. 5*. 122-142. (in Russian).
- Lugovskaya L. (2010). Predicting default of Russian SMEs on the basis of financial and non-financial variables *Journal of Financial Services Marketing*. (4(14)). 301-313.
- Luoma M., Laitinen E. (1991). Survival analysis as a tool for company failure prediction *Omega International Journal of Management Science*. (6(19)). 673-678.
- Macas Nunes P., Goncalves M. (2013). The influence of age on SMEs' growth determinants: empirical evidence *Small Business Economics*. (2(40)). 249-272.
- Makeeva E., Neretina E. (2013). The Prediction of Bankruptcy in a Construction Industry of Russian Federation *Journal of Modern Accounting and Auditing*. (2(9)). 256-271.
- Mensah Y. (1984). An examination of the stationarity of multivariate bankruptcy prediction models: a methodological study *Journal of Accounting Research*,. (1(22)). 380-395.
- Moreno A., Casillas J. (2007). High-growth SMEs versus non-high growth SMEs: a discriminant analysis *Entrepreneurship and Regional Development*. (19). 69-88.
- Moses D., Liao S. S. (1987). On developing models for failure prediction *Journal of Commercial Bank Lending*. (69). 27-38.
- Ooghe H., Spaenjers C., Vandermoere P. (2009). Business Failure Prediction: Simple-Intuitive Models Versus Statistical Models *IUP Journal of Business Strategy*. 7-44.

- Platt H., Platt M. (1990). Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction *Journal of Business Finance & Accounting*. (1(17)). 31-51.
- Platt H., Platt M. (1991). A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction *Journal of Banking and Finance*. (15). 1183-1194.
- Rickne A. (2006). Connectivity and performance of science-based firms *Small Business Economics*. (26). 393-407.
- Shirokova G., Shatalov A. (2008). Faktory rosta rossiyskikh predprinimatelskikh firm: rezultaty empiricheskogo analiza [Factors determining growth of Russian entrepreneurial firms: results of empirical analysis] (in Russian).