

А. В. Колышкин, Е. В. Гиленко, С. Е. Довженко, С. А. Жилкин, С. Е. Чое

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ФИНАНСОВОЙ НЕСОСТОЯТЕЛЬНОСТИ ПРЕДПРИЯТИЙ

Начиная с публикации Э. Альтмана (1968) проблематика прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий стала привлекать особое внимание и перешла на уровень применения серьезных математических методов. Сегодня она направлена, с одной стороны, на поиск ключевых финансовых показателей, позволяющих заблаговременно и эффективно прогнозировать наступление неблагоприятной ситуации на предприятии, с другой — на разработку методологии построения комплексных моделей прогнозирования, что особенно важно в рамках современной эпохи «больших данных». Целью настоящего исследования выступает построение многокритериальных экономико-математических моделей для прогнозирования финансовой несостоятельности предприятия на основе российских данных. Для достижения поставленной цели в рамках исследования осуществляются критический обзор существующих подходов к прогнозированию кризисного состояния предприятия, сбор финансовой информации по российским предприятиям отрасли добычи и производства электроэнергии, газа и воды, а также расчет необходимых для проводимого анализа показателей и построение комплексных моделей с использованием методов статистической классификации данных. Библиогр. 40 назв. Ил. 3. Табл. 2.

Ключевые слова: прогнозирование, финансовая несостоятельность, дискриминантный анализ, логит-регрессия, нейронные сети.

A. V. Kolyshkin, E. V. Gilenko, S. E. Dovzhenko, S. A. Zhilkin, S. E. Choe

FORECASTING THE FINANCIAL INSOLVENCY OF ENTERPRISES

Since the seminal paper of E. Altman (1968) the problem of forecasting of financial insolvency of enterprises has been drawing considerable attention and has developed to the level of using fundamental mathematical methods. Nowadays it aims, on the one hand, to discover the key financial indicators

Александр Викторович КОЛЫШКИН — кандидат экономических наук, доцент, Санкт-Петербургский государственный университет, Российская Федерация, 199034, Санкт-Петербург, Университетская наб., 7/9; alexvk75@mail.ru

Евгений Валерьевич ГИЛЕНКО — кандидат экономических наук, доцент, Санкт-Петербургский государственный университет, Российская Федерация, 199034, Санкт-Петербург, Университетская наб., 7/9; e.gilenko@spbu.ru

Сергей Евгеньевич ДОВЖЕНКО — аналитик, ООО «Гейм Ченджерс», Российская Федерация, 197101, Санкт-Петербург, ул. Б. Монетная, 4 литера; serg.dovzhenko@gmail.com

Сергей Алексеевич ЖИЛКИН — аспирант, Санкт-Петербургский государственный университет, Российская Федерация, 199034, Санкт-Петербург, Университетская наб., 7/9; zhilkin_serge@mail.ru

Сергей Еннеевич ЧОЕ — специалист, ЗАО КПМГ Бизнес-центр «Ренессанс Плаза», Российская Федерация, 191119, Санкт-Петербург, ул. Марата, 69–71, литера «А»; sergey_choe@mail.ru

Alexander V. KOLYSHKIN — Candidate of Economics, Associate Professor, St. Petersburg State University, 7/9, Universitetskaya nab., St. Petersburg, 199034, Russian Federation; alexvk75@mail.ru

Evgeniy V. GILENKO — Candidate of Economics, Associate Professor, St. Petersburg State University, 7/9, Universitetskaya nab., St. Petersburg, 199034, Russian Federation; e.gilenko@spbu.ru

Sergeiy E. DOVZHENKO — analyst, Ltd. “Game Chendzhers”, 4 litera, ul. B. Monetnaya, St. Petersburg, 197101, Russian Federation; serg.dovzhenko@gmail.com

Sergeiy A. ZHILKIN — post-graduate student, St. Petersburg State University, 7/9, Universitetskaya nab., St. Petersburg, 199034, Russian Federation; zhilkin_serge@mail.ru

Sergeiy E. CHOE — specialist, ZAO KPMG Business Centre «Renaissance Plaza», 69–71, litera “A”, ul. Marata, St. Petersburg, 191119, Russian Federation; sergey_choe@mail.ru

which help effectively forecast possible financial insolvency of an enterprise in advance, and, on the other hand, to develop methodological issues of building complex models for insolvency forecasting, which is extremely important in the current era of big data. The aim of this paper is to develop complex mathematical models to forecast financial insolvency of Russian enterprises. In order to achieve this aim, we critically review existing approaches and models of financial insolvency forecasting. After collecting and analyzing the information on balance-sheets of Russian enterprises in electricity, gas and water production industry, we calculate an extensive set of financial indicators to include in different classification models being built. Refs 40. Figs 3. Tables 2.

Keywords: financial insolvency forecasting, discriminant analysis, logit-regression, neural networks.

1. Введение: понятие и проблематика финансовой несостоятельности предприятия

Неотъемлемой чертой предпринимательства в рыночной экономике является риск, связанный с попаданием предприятия в фазу кризисного развития. При этом далеко не все предприятия могут преодолеть кризис. Большинство из них рискует стать финансово несостоятельными и, как следствие, прекратить свое существование. При этом риск финансовой несостоятельности распространяется не только на лицо или фирму, которые понесли убытки в результате своей хозяйственной деятельности, но и на лиц, предоставивших им средства в той или иной форме (через покупку акций, коммерческий или денежный кредит и т. п.).

Очевидно, чем раньше будет обнаружена тенденция, ведущая предприятие к финансовой несостоятельности, и, соответственно, чем раньше будут предприняты определенные меры по спасению предприятия, тем больше вероятность выхода компании из кризиса. Следовательно, возникает вопрос об определении показателей, способных прогнозировать развитие событий на ранних стадиях.

Различные авторы по-разному подходят к выделению стадий кризиса. Так, например, У. Кристек (цит. по: [Бандурин, Ларицкий, 1999, с. 56]), предложив классификацию, в основе которой лежит возможность раннего обнаружения симптомов кризиса и вероятность преодоления кризисного состояния, выделяет следующие стадии: потенциальный кризис — скрытый кризис — острый преодолимый кризис — острый непреодолимый кризис. В то же время в монографии отечественных исследователей Т. А. Смеловой и Г. С. Мерзликиной [2003, с. 94] описана классификация стадий кризиса предприятия, в основе которой лежит степень его финансовой несостоятельности, усиливающейся со временем и заканчивающейся юридической процедурой банкротства, при этом выделяются следующие стадии: «предболезнь» — «болезнь» — кризис — банкротство.

И. П. Бойко [2010, с. 31] выделяет следующие стадии: неплатежеспособность — финансовая несостоятельность (банкротство) — ликвидация. В дальнейшей работе мы будем исходить именно из этого подхода, поскольку при такой трактовке кризиса предприятия его финансовая несостоятельность рассматривается как центральное звено цепочки, соединяющее причинно-следственной связью первые проявления признаков «болезни» предприятия (неплатежеспособность) и его возможную «смерть» (ликвидацию). В данной классификации финансовая несостоятельность является самостоятельной стадией кризиса. Этот подход можно представить в виде схемы (рис. 1).

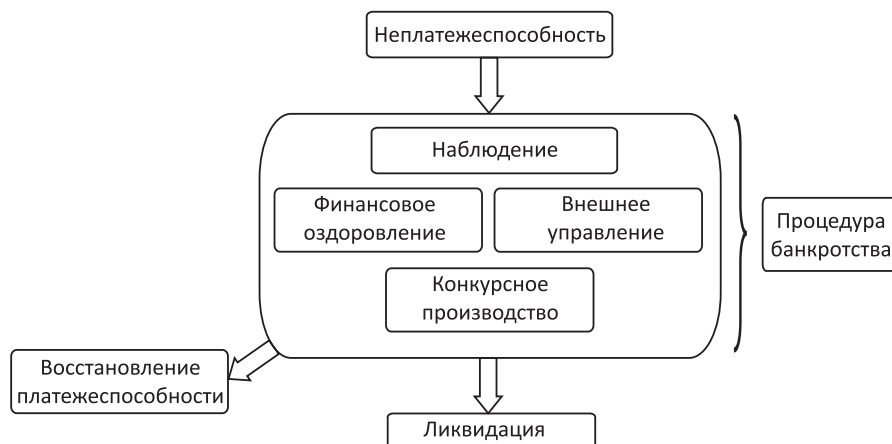


Рис. 1. Схема стадий финансовой несостоятельности предприятия.

На данной схеме можно видеть, что первым этапом финансовой несостоятельности предприятия является его неплатежеспособность. По итогам неплатежеспособности предприятие может попасть в юридическую процедуру банкротства. Далее предприятие ожидает либо ликвидация (что, к сожалению, более вероятно, как показывает статистика (см. ниже)), либо восстановление платежеспособности и продолжение деятельности.

При этом можно выделить два подхода к определению понятия «финансовая несостоятельность»: правовой и экономический.

Правовой подход подразумевает тождественность понятий «финансовая несостоятельность» и «банкротство», что отражается в использовании их как синонимов. Однозначной экономической трактовки понятия «финансовая несостоятельность» в настоящее время не существует. Часть экономистов ограничивается цитированием юридического определения банкротства или же предлагают свое, близкое к юридическому. Другая же часть исходит из соображений, что понятия «финансовая несостоятельность» и «банкротство» хотя и близки по смыслу, но отражают различные состояния предприятия. Так, вышеупомянутые авторы Т. А. Смелова и Г. С. Мерзликина дают следующие определения: «финансовая несостоятельность» — потеря экономической состоятельности, характеризующаяся нарушением внешнего и внутреннего равновесия, не позволяющая добиться устойчивого положения хозяйствующего субъекта в экономической системе, «болезнь» предприятия; «банкротство» — полная потеря предприятием экономической состоятельности, когда продолжение его деятельности невозможно и экономически нецелесообразно, «смерть» предприятия [Смелова, Мерзликина, 2003, с. 69].

Нормативно-правовой базой, регулирующей финансовую несостоятельность (банкротство) как юридических, так и физических лиц, в Российской Федерации является Федеральный закон № 127-ФЗ от 26 октября 2002 г. [О несостоятельности (банкротстве), 2002]. Ст. 2 главы 1 данного закона дает определение финансовой несостоятельности: «Несостоятельность (банкротство) — признанная арбитражным судом неспособность должника в полном объеме удовлетворить требования кредиторов по денежным обязательствам и (или) исполнить обязанность по уплате обя-

зательных платежей». Согласно ст. 124 этого закона, признание должника банкротом сопровождается открытием конкурсного производства, которое, как показывает статистика, чаще всего завершается ликвидацией предприятия. Так, по данным Высшего Арбитражного суда, около 94% дел по конкурсному производству за 2010 г. завершилось ликвидацией соответствующей компании [<http://www.arbit.ru>]. Таким образом, с юридической точки зрения банкротами являются те предприятия, в отношении которых на основании вынесенного судом решения открывается конкурсное производство.

Очевидно, что причины финансовой несостоятельности могут быть достаточно разнообразными. Так, например, В.В.Ковалев и А.Н.Волкова [2002, с. 248–249] выделяют внутренние причины, зависящие от предприятия (неэффективный менеджмент, высокий уровень затрат и т. д.), и внешние, на которые предприятие не в состоянии оказывать влияние, причем последние, в свою очередь, подразделяются на международные (цикличность мирового экономического развития, стабильность мировой торговли и т. д.) и общенациональные (инфляция и инфляционные ожидания, ужесточение законодательной базы, научно-технические прорывы и т. д.).

Результатом этого многообразия причин является то, что предприятие неспособно платить по своим обязательствам. Очевидно, эта неспособность появляется по причине нехватки денежных средств, которая может быть вызвана чем угодно: снижением объема продаж по причине устаревания применяемой в производстве технологии, сокращением спроса на выпускаемую продукцию или неэффективного маркетинга, проблемами в финансировании предприятия, высоким уровнем кредиторской задолженности и проч. Более того, на уже названные факторы оказывают влияние качество управления на предприятии, инвестиционная привлекательность предприятия, характер взаимоотношений, выстраиваемых с контрагентами, конъюнктура рынка, политическая ситуация в регионе и т. д.

При этом необходимо отметить наличие такой специфики института банкротства (финансовой несостоятельности) в России, как *преднамеренное* и *фиктивное* банкротство. Причинами фиктивного и преднамеренного банкротства служит не платежеспособность предприятия как объективная предпосылка банкротства, а другие, субъективные факторы, не имеющие отношения к законам и принципам рыночного хозяйствования; более того, и фиктивное, и преднамеренное банкротство преследуются по закону.

Определение преднамеренного и фиктивного банкротства дает Уголовный кодекс Российской Федерации [Уголовный кодекс РФ..., 1996, ст. 196, 197]. Согласно ст. 196 УК РФ, *преднамеренное банкротство* — это «совершение руководителем или учредителем (участником) юридического лица либо индивидуальным предпринимателем действий (бездействия), заведомо влекущих неспособность юридического лица или индивидуального предпринимателя в полном объеме удовлетворить требования кредиторов по денежным обязательствам и (или) исполнить обязанность по уплате обязательных платежей, если эти действия (бездействие) причинили крупный ущерб». Преднамеренное банкротство лежит в основе схем враждебного поглощения предприятий, широко распространенного в России в прошлые годы. Правовым инструментом защиты предприятий от подобного рода поглощений является процедура финансового оздоровления.

Ст. 197 УК РФ дает следующее определение фиктивного банкротства: *фиктивное банкротство* — это «заведомо ложное публичное объявление руководителем или учредителем (участником) юридического лица о несостоятельности данного юридического лица, а равно индивидуальным предпринимателем о своей несостоятельности, если это деяние причинило крупный ущерб». Фиктивное банкротство может преследовать следующие цели: введение в заблуждение кредиторов для получения отсрочки или рассрочки причитающихся им платежей или скидки с долга, а также неуплата долга. Хотя и преднамеренное, и фиктивное банкротство являются уголовно наказуемыми преступлениями, предполагающими санкции вплоть до лишения свободы, эти проявления российской специфики института банкротства по-прежнему существуют, и их необходимо учитывать в рамках исследуемой темы.

В связи с тем, что причины неплатежеспособности предприятия могут быть самыми разнообразными, задача прогнозирования финансовой несостоятельности является весьма непростой. Еще сложнее она становится из-за ограниченности круга показателей, которые используются при построении модели. Дело в том, что лишь часть из факторов, оказывающих влияние на платежеспособность предприятия, можно формализовать, и лишь часть из тех, что поддаются формализации, можно оценить количественно, для использования их при построении математической модели.

Таким образом, построение модели прогнозирования финансовой несостоятельности предприятия ограничено использованием так называемых финансовых коэффициентов, характеризующих различные экономические аспекты деятельности предприятия. При этом данные финансовые коэффициенты выступают лишь как симптомы кризисного состояния.

Важность своевременного обнаружения признаков кризиса обусловлена, во-первых, широким кругом лиц, испытывающих (или могущих испытать) негативные последствия финансовой несостоятельности данного предприятия, а во-вторых, возможностью принятия адекватных мер, направленных если не на выход из кризиса, то хотя бы на минимизацию его последствий.

Подтверждением мысли о том, что продолжение исследований и построение моделей прогнозирования несостоятельности российских предприятий, учитывающих особенности российской экономики, сегодня крайне необходимы, является статистика по делам о банкротстве (рис. 2).

Согласно статистическим данным за период 2008–2012 гг., каждый год в Высший Арбитражный суд РФ поступало в среднем 37 686 заявлений о признании должника банкротом (в том числе в отношении физических лиц). Из общего числа поступивших заявлений к производству за указанный период принималось от 80–90% всех поступивших заявлений. Примечательно, что около 50% дел, принятых к производству, в том же году завершалось принятием решения о признании должника банкротом и открытии конкурсного производства.

Подобная тенденция, на наш взгляд, свидетельствует о том, что кризисное состояние, в котором находились предприятия, было настолько глубоким, что из него нельзя было выбраться, причем глубина кризиса, вероятно, в большом числе случаев во многом обусловлена отсутствием возможности его прогнозирования. Следует также отметить, что далеко не все ликвидирующиеся предприятия проходят через формальную юридическую процедуру банкротства. Многие (особенно малые) предприятия ликвидируются добровольно.

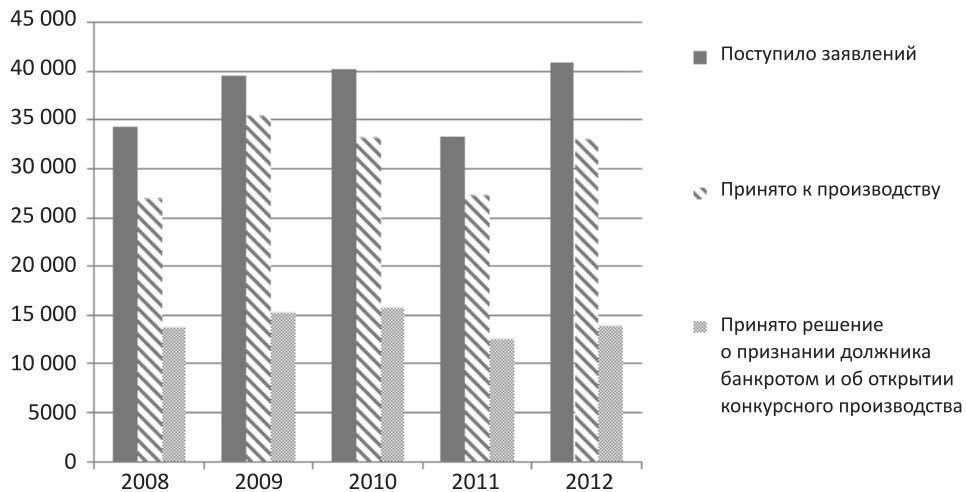


Рис. 2. Динамика количества дел о банкротстве (финансовой несостоятельности).
 Источник: [http://www.arbitr.ru/press-center/news/totals].

Таким образом, можно сделать следующие выводы:

1. Проблема прогнозирования финансовой несостоятельности предприятия стоит по-прежнему остро. По данным Высшего Арбитражного суда РФ, не более 2% предприятий, попавших в процедуру конкурсного производства, выбираются из нее с незначительными потерями (через внешнее управление, финансовое оздоровление или мировое соглашение). Большинство же ликвидируется, что приводит к потерям (не только материальным) для широкого круга юридических и физических лиц.

2. Высокий процент ликвидируемых предприятий (около 98%), в отношении которых было введено конкурсное производство, позволяет нам в целях дальнейшего анализа считать финансово несостоятельными те предприятия, в отношении которых было введено конкурсное производство.

При этом, с чисто технической стороны проблемы прогнозирования финансовой несостоятельности, на современном этапе следует выделить ряд особенностей. Дело заключается в том, что за последние десятилетия и разработка алгоритмов прогнозирования (нейронные сети, нелинейные регрессии и проч.), и вычислительная техника, и доступность данных (в первую очередь онлайн-баз данных) сделали колоссальный шаг вперед.

Итак, во-первых, на сегодняшний день у исследователя или управленца есть возможность не замыкаться на использовании лишь одной, разработанной когда-то модели, а фактически под свои конкретные цели и имеющиеся данные оперативно создать собственную модель и применять ее в качестве инструмента поддержки принятия своих решений.

Во-вторых, с точки зрения получения самих данных нужно указать, что, с одной стороны, сейчас имеются весьма обширные накопленные массивы данных финансовой отчетности предприятий, включающие десятки и даже сотни тысяч записей. Однако, с другой стороны, эти финансовые данные, особенно в российских условиях (см. выше дискуссию о фиктивном банкротстве), могут оказаться недостаточно

надежными и достоверными, а значит, исследователю или управленцу необходимо проявлять определенную долю осторожности при работе с ними.

Таким образом, на сегодняшний день все чаще встает вопрос уже не о построении какой-то единой универсальной модели, а, скорее, о методологии работы с данными и алгоритмами их классификации, которые на современных вычислительных мощностях позволяют быстро и весьма эффективно решать поставленную задачу классификации, в частности отнесения предприятий к группе здоровых или финансово несостоятельных.

В настоящей статье основной упор делается в первую очередь на методологические аспекты построения модели прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий.

2. Обзор существующих моделей и подходов

Одновременно с развитием и появлением новых взглядов на прогнозирование финансовой несостоятельности предприятия эволюционировали и методы, применяемые при данном прогнозировании. Здесь мы остановимся на кратком обзоре принципиальных работ и подходов к прогнозированию финансовой несостоятельности предприятия.

2.1. Первые опыты прогнозирования финансовой несостоятельности

Первые опыты по оценке состояния компании были предприняты еще в XIX в. Показатель кредитоспособности был первым показателем, применявшимся для подобных целей. Особенно активными в этой области были купцы, будучи наиболее заинтересованными в определении потенциальной платежеспособности своих клиентов. В 1828 г. увидел свет первый дайджест компаний, отказавшихся платить по своим обязательствам, впоследствии известный как *Stubbs' Gazette* [<http://www.stubbsgazette.ie/>].

Однако только в XX в. финансовые и экономические показатели стали широко использоваться для прогнозирования финансовой несостоятельности. Вышел целый ряд работ, основанных на сравнении и методической оправданности применения тех или иных коэффициентов [Ramser, Foster, 1931; Fitzpatrick, 1932; Merwin, 1942; Chudson, 1945].

Следует отметить работу У. Чадсона, вышедшую в 1945 г. [Chudson, 1945]. В данной работе не было произведено попытки создания модели прогнозирования финансовой несостоятельности. Тем не менее результаты анализа У. Чадсона оказались весьма значительными для последующих исследований. Автор попытался определить, существует ли нормальная (средняя) финансовая структура в целом, т. е. для фирм всех отраслей. Оказалось, что для предприятий всех отраслей такой структуры нет. Однако внутри отраслей (или для предприятий с приблизительно одинаковыми размерами) можно было обнаружить предприятия со схожими финансовыми структурами. Результаты исследования показали, что модели, разработанные для предприятий всех отраслей, могут быть не столь эффективными, как модели для конкретной отрасли.

Таким образом, характерной чертой подходов раннего этапа прогнозирования финансовой несостоятельности было использование отдельных финансовых показателей. С 1966 г. предпринимаются попытки построения и использования комплекса (модели) финансовых показателей. Здесь мы кратко остановимся на основных идеях двух наиболее популярных моделей У. Бивера [Beaver, 1966] и Э. Альтмана [Altman, 1968]. Перечень остальных характерных работ данного этапа развития моделей прогнозирования финансовой несостоятельности приведен в табл. 1 (см. также: [Bellovary, Giacomino, Akers, 2007]).

2.2. Зарубежный опыт прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий

Итак, проблема прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий изучалась зарубежными экономистами с начала XX в. Однако своеобразный «прорыв» наступил в середине 1960-х годов, после выхода в свет статей У. Бивера [Beaver, 1966] и Э. Альтмана [Altman, 1968].

У. Бивер отобрал 79 предприятий, оказавшихся банкротами в период с 1954 по 1964 г. Также по результатам анализа было выделено 30 показателей, из которых наиболее важными и значимыми оказались: денежный поток к совокупной задолженности, чистая прибыль к совокупным активам, совокупная задолженность к совокупным активам, рабочий капитал к совокупным активам, коэффициент текущей ликвидности.

Отличие подхода У. Бивера от предшествовавших исследований заключается в том, что он осуществил проверку прогнозных способностей отобранных им показателей. Автор провел две серии тестов, разделив общую выборку анализируемых предприятий на две группы. Для каждой группы были определены оптимальные («отсекающие») значения финансовых показателей, классифицирующих предприятия на финансово несостоятельные и финансово благополучные предприятия.

Иными словами, были выявлены такие значения финансовых показателей, выше которых предприятие могло быть признано финансово благополучным, а ниже — финансово несостоятельным. В рамках первого теста распределение предприятий на финансово несостоятельные и финансово благополучные внутри каждой группы проводилось с учетом значений финансовых показателей из тех же самых групп. В рамках второго теста «отсекающие» значения финансовых показателей, рассчитанные для одной группы, применялись для распределения предприятий в другой группе. Таким образом, автор попытался определить реальную прогнозную способность своей модели для лиц, принимающих решения на основе использования финансовых показателей (например, решение о выдаче кредита предприятию).

Основным недостатком модели У. Бивера является то, что с ее помощью нельзя дать однозначной оценки финансового состояния предприятия. Тогда как один финансовый показатель, например коэффициент текущей ликвидности, может говорить о том, что предприятие является финансово благополучным, другой показатель, например отношение денежного потока к задолженности, одновременно способен отражать финансовое неблагополучие данного предприятия. Тем не менее сам У. Бивер в своей работе отмечает, что возможность учета одновременно нескольких финансовых показателей при прогнозировании финансовой несостоятельности,

Таблица 1. Характеристики классических моделей прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий

Авторы исследования	Количество показателей в модели	Отрасль	Кол-во банкротств/здоровых компаний	Период исследования	Методика прогнозирования	Прогнозная сила модели (за 1 год до банкротства)
У.Бивер [Beaver, 1966]	30	Промышленные предприятия, котирующиеся на бирже	79 / 79	1954–1964	Дихотомическая классификация	80–87%
Э.Альтман [Altman, 1968]	5	Промышленные предприятия	33 / 33	1946–1965	Дискриминантный анализ	95,45%
Мейер, Пайфер [Meuer, Pifer, 1970]	10	Банковский сектор	39 / 39	1948–1965	Дискриминантный анализ	90%
Э.Дикин [Deakin, 1972]	14	Промышленные предприятия	32 / 32	1957–1969	Дихотомическая классификация, дискриминантный анализ	79,5%
Р.Эдмистер [Edmister, 1972]	7	Малые и средние предприятия	42 / 42	1954–1969	Дискриминантный анализ	93%
М.Блам [Blum, 1974]	5	Предприятия, акции которых котируются на фондовой бирже	115 / 115	1951–1967	Дискриминантный анализ	97%
Альтман, Хальдеман, Нарьянен [Altman, Haldeman, Narayanan, 1977]	7	Предприятия отраслей промышленности и торговли	53 / 58	1962–1975	Дискриминантный анализ	92,8%
Дж.Ольсон [Ohlson, 1980]	9	Крупные промышленные предприятия, котирующиеся на бирже	105 / 2058	1970–1976	Логит-регрессия	94,84%
С.Шарма, В.Махайан [Sharma, Mahajan, 1980]	9 (из 24)	Промышленность	38 / 38	196–1972 1973–1981	Дискриминантный анализ	74–92%
Р.Таффлер [Taffler, 1982]	4 (из 80)	Несколько моделей для различных типов предприятий	46 / 46	1968–1973	Дискриминантный анализ	74,57%
Дж.Фулмер [Fulmer, Moon, Gavin, Edwin, 1984]	9 (из 40)	Малый и средний бизнес	30 / 30	1980–1983	Дискриминантный анализ	98%
М.Одом, Р.Шарда [Odom, Sharda, 1990]	5	Промышленность	37/37	1990	Нейронные сети	81,5%

а не одного показателя, как в его модели, может существенно повысить точность и эффективность процесса прогнозирования.

Эта проблема была решена Эдвардом Альтманом. На основе дискриминантного анализа¹ ученый разработал линейное уравнение. В нем пять наиболее важных финансовых показателей были тщательно взвешены, а их сумма представляла собой некоторое значение так называемого Z-счета, которое являлось основой для распределения предприятий на две группы: предприятия-банкроты и финансово благополучные предприятия. Данный подход дал возможность Альтману свести значения нескольких финансовых показателей к одному-единственному (Z-счет), что как раз и позволило давать однозначную оценку финансового состояния предприятия.

Изначально Э. Альтман отобрал 66 производственных предприятий, 33 из которых обанкротились в период с 1946 по 1965 г., а остальные 33 предприятия продолжили свое существование. Группа предприятий-банкротов состояла из промышленных предприятий со средней стоимостью совокупных активов 6,4 млн долл. США.

Модель прогнозирования финансовой несостоятельности Э. Альтмана оказалась настоящим прорывом в изучаемом вопросе и послужила плацдармом для последовавших исследований. В период с 1968 г. по настоящее время как в США, так и за их пределами вышло множество работ, посвященных прогнозированию финансовой несостоятельности. В настоящее время нет возможности подробно описать все классические западные модели прогнозирования финансовой несостоятельности (см. некоторые из них в табл. 1, а также обзорную статью [Bellovary, Giacomin, Akers, 2007], в которой собрано около 165 различных моделей прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий).

Тем не менее основными принципами данных моделей стали построение, как правило, линейного уравнения и детальное обсуждение того, какие факторы (финансовые коэффициенты) должны быть включены в это уравнение.

Отметим, что с 1980-х годов начинают широко использоваться отличные от дискриминантного анализа методы. Так, в 1980-е и 1990-е годы в прогнозировании стали применяться методы, основанные на оценке вероятности финансовой несостоятельности предприятия — так называемые логит-модели (см., напр: [Ohlson, 1980]), а также методы, основанные на использовании нейронных сетей, позволяющие уловить возможный нелинейный характер взаимосвязи между финансовыми коэффициентами (см.: [Odom, Sharda, 1990; Salchengerger, Cinar, Lash, 1992]).

2.3. Российские модели прогнозирования финансовой несостоятельности

В середине 1990-х годов, после перехода российской экономики на «рыночные рельсы», появились и отечественные разработки, посвященные данной проблеме, в которых предприняты попытки построить многофакторные модели для прогнозирования возможной неплатежеспособности предприятий. Кратко остановимся на некоторых из них, отмечая, что классические российские модели прогнозирования финансовой несостоятельности также носили характер линейных уравнений.

¹ Основная идея построения уравнения дискриминантного анализа приводится ниже в разделе 3.2.

Так, российские эксперты Р.С. Сайфуллин и Г.Г. Кадыков (цит. по: [Минаев, Панагушин, 1998]) предложили использовать для оценки финансового состояния предприятия рейтинговое число:

$$R = 2K_o + 0,1K_{мл} + 0,08K_u + 0,45K_M + K_{пр}, \quad (1)$$

где K_o — коэффициент обеспеченности собственными средствами; $K_{мл}$ — коэффициент покрытия; K_u — коэффициент оборачиваемости активов; K_M — рентабельность продаж; $K_{пр}$ — рентабельность собственного капитала.

В данной модели веса рассчитывались по формуле

$$K_i = 0,2/I_{\min}, \quad (2)$$

где I_{\min} — минимально рекомендуемое значение данного индикатора.

Это означает, что все показатели в данной модели являются равнозначными, т. е. их влияние на платежеспособность предприятия является одинаковым. При полном соответствии финансовых коэффициентов их минимальным нормативным уровням рейтинговое число будет равно единице, и организация имеет удовлетворительное состояние экономики. Финансовое состояние предприятия с рейтинговым числом менее единицы характеризуется как неудовлетворительное.

Следует также упомянуть шестифакторную модель О. П. Зайцевой (1998):

$$K_{компл} = 0,25K_{yn} + 0,1K_3 + 0,2K_c + 0,25K_{yp} + 0,1K_{фр} + 0,1K_{заг}, \quad (3)$$

где K_{yn} — коэффициент убыточности предприятия, характеризующийся отношением чистого убытка к собственному капиталу (рентабельность собственного капитала); K_3 — соотношение кредиторской и дебиторской задолженности; K_c — показатель соотношения краткосрочных обязательств и наиболее ликвидных активов (является обратной величиной показателя абсолютной ликвидности); K_{yp} — убыточность реализации продукции, характеризующаяся отношением чистого убытка к объему реализации этой продукции (рентабельность продаж); $K_{фр}$ — соотношение заемного и собственного капитала; $K_{заг}$ — коэффициент загрузки активов как величина, обратная коэффициенту оборачиваемости активов.

Фактический комплексный коэффициент в модели О. П. Зайцевой следует сопоставить с нормативным, рассчитанным на основе минимальных значений частных показателей: $K_{ук} = 0$; $K_3 = 1$; $K_c = 7$; $K_{yp} = 0$; $K_{фр} = 0,7$; $K_{заг}$ = значение $K_{заг}$ в предыдущем периоде. Если фактический коэффициент больше нормативного, то вероятность для предприятия стать финансово несостоятельным велика, а если меньше, то такая вероятность мала. В данной модели за величину весов принята установленная экспертным путем важность каждого показателя, равная от 0,1 до 0,25.

Оценивая модели Сайфуллина–Кадыкова и Зайцевой [1998], мы присоединяемся к мнению А. Ф. Крюкова и И. Г. Егорычева [2001, с. 94–95], которые убедительно доказывают, что в исследуемых моделях значения весовых коэффициентов являются недостаточно обоснованными. Кроме того, на наш взгляд, использование в моделях минимальных значений рассматриваемых показателей представляется нецелесообразным, поскольку минимально рекомендуемые значения различных коэффициентов варьируются как от страны к стране, от отрасли к отрасли, так и от автора к автору.

Хотя здесь необходимо отметить, что зачастую отсутствие достаточной статистической базы, а также вопросы к ее достоверности, приводили к тому, что авторы подобных моделей, как правило, пытались опереться на некие минимально рекомендуемые значения различных финансовых коэффициентов. В этом заключается существенное отличие российских и западных моделей XX в. от моделей современного этапа.

2.4. Актуальные проблемы прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий

Рассмотрим ключевые особенности и актуальные проблемы современного этапа развития моделей прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий (конец 1990-х — начало 2000-х годов).

Практически во всех классических работах по рассматриваемой проблеме отмечается тот факт, что исследователям приходилось работать с весьма ограниченными наборами данных в силу того, что большее количество информации по изучаемой проблеме было попросту недоступно. Современный этап развития данных моделей совпадает с началом эры «больших данных». Это понятие было формально введено в 2001 г. [Laneu, 2001]. Оно означает наличие доступных огромных массивов данных, что, бесспорно, раскрывает массу возможностей для дальнейших, более глубоких исследований, в первую очередь с применением различных машинных алгоритмов.

Эффективность применения таких алгоритмов на современном этапе уже довольно хорошо изучена. Здесь можно привести и примеры игры в шахматы с компьютером, и пример выбора машинным алгоритмом качественных вин, который оказывается лучше, чем это делают профессиональные сомелье, и многое другое. В подавляющем большинстве случаев компьютерный алгоритм справляется с задачей лучше, чем соответствующий эксперт. Однако это порождает и ряд проблем.

Во-первых, необходимо так или иначе адаптировать современные методы классификации данных (их еще называют обучающимися алгоритмами) под особенности собираемых наборов данных. Одной из таких особенностей, представляющих весьма серьезную проблему для исследователей, является заметное количество так называемых «выбросов» или нетиповых наблюдений, что в свою очередь подразумевает необходимость корректного избавления от них. Поэтому нужно четко понимать последствия указанной проблемы. Прежде всего, это касается показателей качества работы того или иного машинного алгоритма. Это означает, что до начала работы с данными требуются их серьезная обработка, проведение процедуры избавления от «выбросов», что может быть сделано, например, посредством применения инструментария ящикообразных диаграмм.

Во-вторых, доступность данных позволяет рассчитывать уже не отдельные финансовые показатели деятельности компании, а их целые группы. В совокупности общее число таких показателей может достигать нескольких десятков и даже сотен. И здесь возникает уже совсем другая задача: с помощью той или иной формальной методологии необходимо отобрать финансовые показатели, которые действительно (или, говоря языком статистики, статистически значимо) влияют на исход классификации предприятий.

Соответственно, в современных реалиях эры «больших данных» уже очень часто речь идет не о создании какой-то одной модели, даже, может быть, не претенду-

ющей на универсальность, а о разработанной для компаний какой-то конкретной отрасли экономики. На сегодняшний день всё чаще необходима **разработка методологии** применения комбинирования отдельных машинных алгоритмов для получения наивысшего уровня качества предсказания.

Бесспорной положительной чертой такого подхода является возможность для пользователя (научного исследователя, менеджера или иного управленца) непосредственно применить методологию к имеющемуся у него «под рукой» набору данных, будь то банковский сектор [Емельянов, Брюхова, 2013; Федорова, Гиленко, 2013] или промышленные предприятия (см., напр.: [Jardin, 2008; Федорова, Гиленко, Довженко, 2013]).

Вместе с тем справедливости ради необходимо отметить, что, чем выше прогнозная сила современного машинного алгоритма, тем отрешённее он от экономической действительности и тем сложнее дать содержательную экономическую интерпретацию схемы его работы. Так, например, один из самых современных методов классификации данных — так называемый «метод случайного леса» (*random forest*), с одной стороны, дает почти 100%-ное качество предсказания, однако, с другой стороны, формальная запись используемой математической модели, а тем более ее экономическая интерпретация уже фактически невозможны.

Таким образом, можно сделать общий вывод о том, что актуальность разработки моделей прогнозирования неплатежеспособности характерна не только для стран с развитой экономикой, но и для России. Однако, так как потребность в подобных моделях возникла сравнительно недавно, а также по причине отсутствия доступной статистической базы, создание соответствующих моделей в России идет недостаточно быстрыми темпами.

3. Методология и результаты расчетов

В рамках настоящего исследования апробируется методология построения моделей прогнозирования финансовой несостоятельности для российских предприятий с использованием различных методов, а также проводится сравнение полученных результатов в смысле качества предсказания финансового состояния предприятия.

Выделим следующие положения, являющиеся предпосылками исследования:

- а) процесс движения предприятия к банкротству занимает несколько лет;
- б) в течение этого периода ряд показателей финансового состояния предприятия претерпевают существенные изменения;
- в) эти изменения настолько существенны, что можно говорить о том, что отличие показателей здорового предприятия от показателей финансово несостоятельного предприятия статистически значимо;
- г) на основании данных показателей можно построить модель прогнозирования возможной финансовой несостоятельности предприятия.

Таким образом, методологически работа разделена на следующие этапы:

1. Отбор показателей, в той или иной степени отражающих финансовое состояние предприятия.
2. На основании финансовой отчетности благополучных предприятий и предприятий, признанных финансово несостоятельными, с помощью инструментов ста-

тики и эконометрики (таких, как дискриминантный анализ, модели бинарного выбора и нейронные сети) выбираются показатели, существенно отличающиеся в зависимости от состояния предприятия.

3. На основании выбранных показателей строится модель прогнозирования финансовой несостоятельности предприятия.

Таким образом, в данном исследовании предпринимается попытка предложить методологическую структуру для построения многокритериальной модели прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий, которая может использоваться в качестве дополнительного инструмента принятия решений в процессе проверки бухгалтерской отчетности предприятий для обнаружения таких предприятий, которые испытывают серьезные финансовые проблемы. Это означает, что в современных условиях, при наличии достаточной статистической базы, исследователь или управленец имеет возможность самостоятельно построить модель прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий для интересующей его отрасли экономики.

3.1. Основные этапы обработки данных

В данном исследовании проводится анализ российских предприятий из отрасли производства и распределения электроэнергии, газа и воды. В ходе исследования было собрано 5120 бухгалтерских отчетов компаний за 2009 г. из базы данных СПАРК [<http://spark.interfax.ru>], из них 443 балансов предприятий-банкротов.

Обработка полученных данных происходила в несколько этапов. Для реализации **первого этапа** обработки данных были разработаны программные коды (макросы) в *Visual Basic for Applications*, проверяющие выполнение следующих балансовых ограничений:

- *ограничение по размеру активов*: были отобраны предприятия с суммой активов больше 1 млн руб.;
- *выбор года банкротства*: в связи с тем, что модель строится по данным за 1 год до банкротства и анализ базы проводился на 2009 г., то на основании этого были отобраны предприятия-банкроты, которые обанкротились в 2010 г.;
- *выполнение основных балансовых соотношений*²:
 - Активы = Пассивы;
 - Активы = Внеоборотные Активы + Оборотные Активы;
 - Пассивы = Капитал и резервы + Краткосрочные обязательства + Долгосрочные обязательства.

С первого этапа в результате было отобрано 3698 компаний, из них по формальной статистике 179 банкротов.

На последующих этапах нами последовательно были применены такие методы обработки данных, как метод ящичковых диаграмм, дисперсионный анализ, метод деревьев классификации. Отметим, что данные методы статистического анализа не позволяют прогнозировать состояние финансовой неустойчивости предприятия и используются в данном исследовании исключительно для обработки данных. Опишем последующие шаги подробнее.

² Эта проверка необходима, поскольку в базе данных СПАРК встречаются предприятия, у которых отражены не все статьи баланса.

Второй этап подготовки выборки состоял в удалении «выбросов» из выборки, для чего были использованы *ящиковые диаграммы*. На основании данного анализа определяется, какие наблюдения в выборке являются нетиповыми и должны быть исключены (более подробно о применении данного инструментария см.: [Аббакумов, Лезина, 2009, с. 80]). В ходе предварительной обработки данных мы проанализировали по отдельности каждый финансовый показатель с помощью ящиковых диаграмм и по результатам анализа удалили 57 компаний (наблюдений), оказавшихся «выбросами».

Третий этап подготовительного анализа заключался в вычислении балансовых характеристик предприятий, для чего был сформирован перечень из 101 показателя, разделенный на шесть групп. Эти группы составили показатели³:

- 1) основанные на денежном потоке (10 показателей);
- 2) рентабельности (25 показателей);
- 3) оборачиваемости (15 показателей);
- 4) ликвидности и платежеспособности (8 показателей);
- 5) структуры баланса (33 показателя);
- 6) прочие (10 показателей).

Для указанных показателей был проведен однофакторный дисперсионный анализ (ANOVA), который используется для проверки гипотезы о равенстве нескольких математических ожиданий, соответствующих различным группам или уровням факторной переменной. Этот метод является расширением двухвыборочного *t*-критерия. В нашем случае результаты применения однофакторного дисперсионного анализа можно трактовать следующим образом: значения отдельных финансовых показателей не зависят от распределения банкрот/не банкрот. Для проведения анализа используется *F*-тест Фишера [Там же].

По результатам дисперсионного анализа только 56 показателей из 101 были определены как классифицирующие индикаторы, которые способны за 1 год до возможного банкротства статистически значимо отличать благополучные предприятия и банкроты.

Далее, на **четвертом этапе** подготовки выборки мы использовали метод деревьев классификации для более точного сегментирования полученной выборки предприятий. Метод деревьев классификации — это метод, который позволяет предсказать принадлежность наблюдений или объектов к тому или иному классу (группе) зависимой переменной, связанной с соответствующими значениями одной или нескольких независимых переменных [Там же].

Основное назначение данного графоаналитического метода состоит в выявлении последовательности значимых факторов при классификации объектов, а также формировании правил принятия решений на основе пороговых значений переменных. Таким образом, мы получили следующее дерево классификаций (рис. 3). В нашем случае такими факторами являются НП/А (отношение накопленной прибыли к активам), ДС/КО (отношение денежных средств к краткосрочным обязательствам), ЧП/А (отношение чистой прибыли к активам), ВП/В (отношение валовой прибыли к выручке).

³ Подробный перечень показателей может быть представлен заинтересованному читателю по запросу.

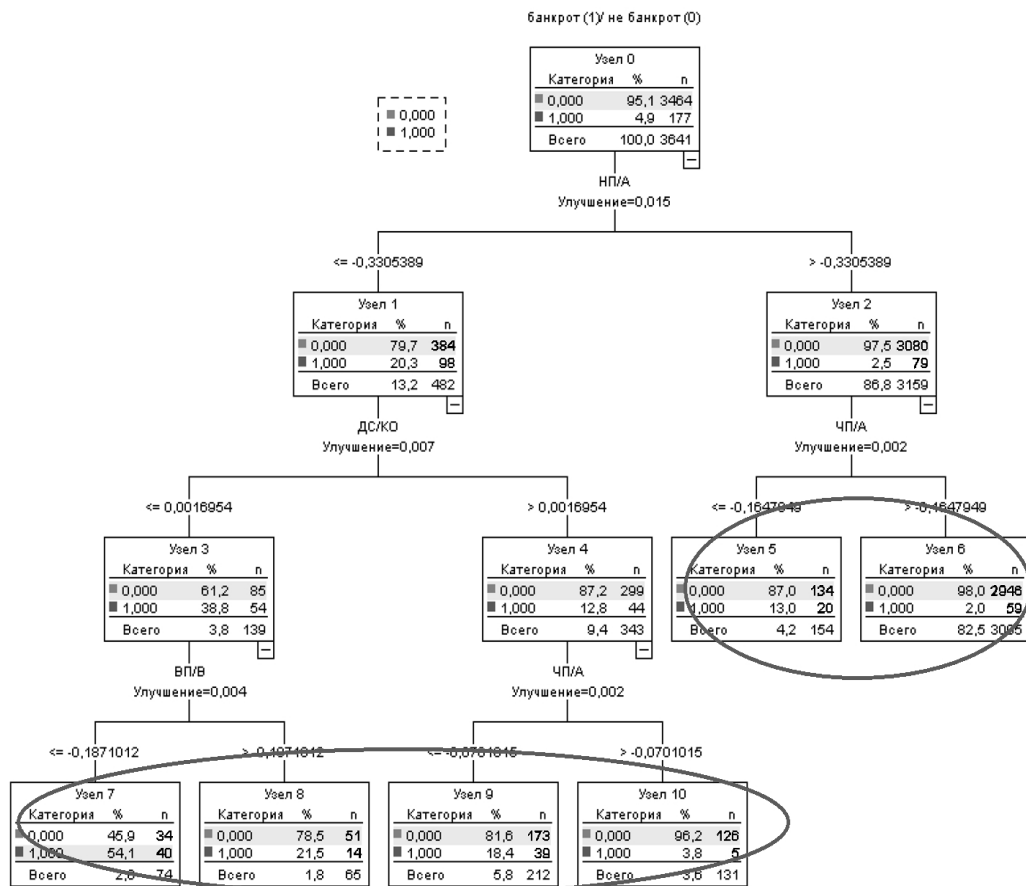


Рис. 3. Дерево классификации и сегментации выборки.

Соответственно, исходя из полученной статистики и процентных соотношений, мы предположили, что на основании схожести значений показателей в узлы 5, 7, 8, 9 и 10 попали банкроты и к ним притянулись здоровые компании, а в 6-й узел вошли здоровые компании и к ним притянулись банкроты. Таким образом, предварительно подтвердилась гипотеза о том, что существенная часть компаний, которые являются банкротами, отнесена к таковым чисто технически (см. дискуссию о преднамеренном и фиктивном банкротстве в начале статьи).

Чтобы окончательно проверить, так ли это, мы рассмотрели в отдельности каждый конечный узел, проанализировали распределения значений показателей в каждом узле, а также выборочно изучили конкретные компании. И, таким образом, окончательно пришли к выводу о том, что в узлах 5, 7, 8, 9 и 10 финансовое состояние компаний действительно плохое, напротив же, у предприятий узла 6 финансовое состояние довольно хорошее.

Поэтому для построения модели мы брали банкротов из узлов 5, 7, 8, 9 и 10, а также 10 компаний-банкротов из 6-го узла и здоровые предприятия из 6-го узла. Таким образом, конечная выборка состоит из 3033 компаний, из них 128 банкротов.

3.2. Используемые методы и модели классификации данных

Дискриминантный анализ успешно использовался многими учеными-экономистами, исследовавшими различные проблемы анализа данных, в том числе проблемы прогнозирования финансовой несостоятельности.

Дискриминантная функция имеет вид:

$$d = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n, \quad (4)$$

где d — переменная, указывающая, к какой группе относится данное наблюдение; x_1, \dots, x_n — значения переменных, соответствующих рассматриваемым наблюдениям; константы b_1, \dots, b_n и a — коэффициенты, которые и предстоит оценить с помощью дискриминантного анализа (более подробно см.: [Аббакумов, Лезина, 2009]). Целью дискриминантного анализа является определение таких коэффициентов, чтобы по значениям дискриминантной функции можно было с максимальной четкостью провести разделение по группам наблюдений.

Интерпретация результатов задачи с двумя группами наблюдений тесно следует следующей логике: переменные с наибольшими значениями коэффициентов вносят наибольший вклад в разделение. В общем случае наблюдение считается принадлежащим той группе, для которой получено наибольшее значение дискриминантной функции.

Модели бинарного выбора используются в первую очередь, когда субъект совершает выбор между двумя возможными альтернативами. Выбор основывается на определении некоторых входных факторов. Обозначим сделанный выбор переменной Y , которая принимает значение 0, когда определена первая альтернатива, иначе — значение 1. Входные факторы могут выражать и качественные, и количественные признаки. Задача состоит в установлении взаимосвязи между зависимой переменной и одной или более независимыми переменными (входными факторами). Модель бинарного выбора рассмотрена в работе (см. [Суслов, Ибрагимов, Тальшева, Цыплаков, 2005]).

Пусть Y_i обозначает значение переменной Y , $i = 1, \dots, n$, где n — количество наблюдений, и $X_i = (x_{i1}, \dots, x_{ik})$ обозначает значения входных факторов. Модели бинарного выбора основаны на использовании функции распределения F , область значений которой лежит в отрезке $[0, 1]$:

$$P_i = F(X_i\beta^T), \quad (5)$$

где β — вектор коэффициентов модели. Если используется функция логистического распределения вида

$$F(X_i\beta^T) = \frac{\exp(X_i\beta^T)}{1 + \exp(X_i\beta^T)} = \Lambda(X_i\beta^T), \quad (6)$$

то соответствующую модель называют *логит*-моделью, или логит-регрессией.

Одна из возможных интерпретаций модели бинарного выбора выглядит следующим образом. При этом наблюдается только дискретная величина Y , которая связана с Y^* соотношением: $Y = 1$, если $Y^* \geq C$; иначе $Y = 0$, где C — пороговое значение.

Итак, модель бинарного выбора задает соотношение между зависимой переменной Y , которая по результатам оценивания интерпретируется как *вероятность* сделанного выбора, и одной или более независимыми переменными X , которые выражают характеристики выбора и выбирающего.

Нейронные сети являются компьютерными системами, построенными на основе структуры функционирования нервных клеток (нейронов) головного мозга (см.: [McCulloch, Pitts, 1943; Lee, Booth, Alam, 2005]). Основными преимуществами метода нейронных сетей являются его способность к обучению для решения конкретных задач, а также способность к определению скрытых зависимостей в исходных данных.

Процедура, которая используется для процесса обучения, называется *алгоритмом обучения* (*learning algorithm*). Данная процедура в определенном порядке выстраивает синоптические веса нейронной сети для обеспечения необходимой структуры взаимосвязей нейронов. Таким образом, изменение значений синоптических весов представляет собой традиционный метод настройки искусственных нейронных сетей.

Свою вычислительную силу нейронные сети черпают, во-первых, из распараллеливания обработки информации и, во-вторых, из способности самообучаться. Данные свойства дают возможность нейронным сетям решать сложные (масштабные) задачи, которые на сегодняшний день считаются трудноразрешимыми.

Один из наиболее популярных и часто используемых в прикладном анализе видов нейронных сетей — многослойный перцептрон. При этом обучение нейронной сети выполняется с помощью такого популярного алгоритма, как алгоритм обратного распространения ошибки (*error back-propagation algorithm*), который основывается на коррекции ошибок.

Каждый нейрон сети имеет нелинейную функцию активации (*activation function*), которая предназначена для ограничения амплитуды выходного сигнала нейрона. Наиболее популярной формой функции, удовлетворяющей этому требованию, является сигмоидальная функция (*sigmoidal nonlinearity*), определяемая логистической функцией. Наличие нелинейности играет очень важную роль, так как в противном случае отображение «вход—выход» сети можно свести к обычному однослойному перцептрон. Комбинация всех этих свойств наряду со способностью к обучению на собственном опыте обеспечивает вычислительную мощь многослойного перцептрона.

3.3. Результаты расчетов

Как отмечалось выше, конечная выборка состоит из 3033 российских компаний (из них 128 банкротов) из отрасли производства и распределения электроэнергии, газа и воды (по данным за 2009 г.).

Для оценки прогнозной силы каждого из рассматриваемых методов случайным образом было осуществлено разбиение выборки на *обучающую* и *контрольную*. Обучающая выборка составила 2747 компаний (из них 114 банкротов), контрольная — 286 компаний (из них 14 банкротов).

На обучающей выборке мы провели дискриминантный анализ, построили логит-регрессию и нейронную сеть. Качество построения всех моделей проверялось на контрольной выборке. Результаты расчетов представлены в табл. 2.

Таблица 2. Сравнение эффективности используемых методов прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий

Выборка	Наблюдаемые предприятия	Предсказания несостоятельности (процент корректных)		
		Дискриминантный анализ, %	Логит-модель, %	Нейронная сеть, %
Обучающая	Здоровое	99,6	99,8	99,2
	Банкрот	64,9	79,8	80,7
	Общий процент	98,2	98,9	98,4
Контрольная	Здоровое	99,6	100,0	100,0
	Банкрот	64,3	71,4	85,7
	Общий процент	97,9	98,6	99,3

Из представленной табл. 2 видно, что полученная нами модель, основанная на *нейронной сети*, является наиболее эффективной для предсказания возможной финансовой несостоятельности предприятия. Данный вывод напрямую соответствует результатам других современных исследований (см.: [Bellovary, Giacomino, Akers, 2007; Boyacioglu, Kara, Baykan, 2009]).

4. Заключение

В данном исследовании проведен анализ классических и современных подходов к прогнозированию финансовой несостоятельности предприятий, а также на примере российских предприятий отрасли производства и распределения электроэнергии, газа и воды (за 2009 г.) показаны особенности применения методологии построения моделей прогнозирования финансовой несостоятельности с использованием трех различных методов (дискриминантного анализа, логит-регрессии и нейронных сетей). При этом модель, основанная на использовании нейронной сети, оказалась наиболее эффективной, что соответствует результатам других современных исследований.

Необходимо еще раз указать на тот факт, что в современных условиях анализа больших данных все чаще речь идет именно о применении определенной методологии построения модели прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий (с использованием имеющихся массивов данных и компьютерных мощностей), а не о разработке какой-то конкретной универсальной модели (уравнения). Более того, для ряда современных методов, таких как метод нейронных сетей, метод «случайного леса», метод опорных векторов или их комбинаций, даже нельзя непосредственно выписать конкретную формулу модели. Одновременно бесспорным преимуществом этих методов являются возможность выявления с их помощью, вообще говоря, сложных нелинейных связей в имеющихся совокупностях данных и высокая точность предсказаний.

Подводя итог представленной в настоящей статье дискуссии, отметим: на сегодняшний день у исследователя (или управленца) фактически есть три принципиальных пути для прогнозирования финансовой несостоятельности предприятий: 1) экспертный метод; 2) возможность использования разработанной другими мо-

дели; 3) при наличии необходимой базы данных (что на сегодняшний день уже не является редкостью) самостоятельное применение современных методов для построения собственной модели прогнозирования с учетом того факта, что социально-экономические условия, отрасли экономики и прочие могут слишком различаться и что о применении универсальной модели речь идти не может.

В первом случае не нужно никаких специальных данных или применения специализированных методов. Однако и прогнозирование в этом направлении будет наименее точным, если только аналитик не обладает какой-то инсайдерской информацией. На современном этапе использование только экспертного метода представляется неоправданным. Как отмечалось выше в подразделе 2.4, современные машинные алгоритмы способны гораздо лучше экспертов решать большие классификационные задачи. Применение разработанной кем-то и претендующей на «универсальность» модели не всегда бывает оправданным в силу того, что данная модель может не учитывать специфические особенности конкретной экономической области. Однако это единственный выход в ситуации, когда у исследователя нет «под рукой» базы данных для построения собственной модели с использованием современной компьютерной техники и машинных алгоритмов, что и предполагает третий путь.

Литература

- Аббакумов В. Л., Лезина Т. А. Бизнес-анализ информации. Статистические методы. М.: Издательство «Экономика», 2009. 376 с.
- Бандурин В. В., Ларицкий В. Е. Проблемы управления несостоятельными предприятиями в условиях переходной экономики. М.: Наука и экономика, 1999. 164 с.
- Бойко И. П. Лекции по курсу «Экономика предприятия и предпринимательства». Лекция 2. «Жизненный путь предприятия». СПб.: ИЦ ЭФ СПбГУ, 2010. 44 с.
- Емельянов А. М., Брюхова О. О. Оценка вероятности банкротства банка // Финансы и кредит. 2013. № 27. С. 47–58.
- Зайцева О. П. Антикризисный менеджмент в российской фирме // Аваль. Сибирская финансовая школа. 1998. № 11–12. С. 58–64.
- Ковалев В. В., Волкова А. Н. Анализ хозяйственной деятельности предприятия. М.: Проспект, 2002. 424 с.
- Крюков А. Ф., Егорычев И. Г. Анализ методик прогнозирования кризисной ситуации коммерческих организаций с использованием финансовых индикаторов // Менеджмент в России и за рубежом. 2001. № 2. С. 91–98.
- Минаев Э. С., Панагушин В. П. Антикризисное управление: учеб. пособие для технических вузов. М.: Приор, 1998. 432 с.
- О несостоятельности (банкротстве): Федеральный закон от 26.10.2002 № 127-ФЗ [Электронный ресурс]. URL: <http://base.garant.ru/185181/> (дата обращения: 19.12.2013).
- Смелова Т. А., Мерзликina Г. С. Оценка экономической состоятельности в антикризисном управлении предприятием. Волгоград: РПК «Политехник», 2003. 179 с.
- Суслов В. И., Ибрагимов Н. М., Тальшиева Л. П., Цыплаков А. А. Эконометрия. Новосибирск: Изд-во «Новосибирский государственный университет», 2005. 742 с.
- Уголовный кодекс РФ (УК РФ) от 13.06.1996 N 63-ФЗ. Раздел VIII. Глава 22 [Электронный ресурс]. URL: <http://base.garant.ru/10108000/> (дата обращения: 19.12.2013).
- Федорова Е. А., Гиленко Е. В. Применение моделей бинарного выбора для прогнозирования банкротства банков // Экономика и математические методы, 2013. № 49(1). С. 106–118.
- Федорова Е. А., Гиленко Е. В., Довженко С. Е. Модели прогнозирования банкротства: особенности российских предприятий // Проблемы прогнозирования, 2013. № 2. С. 85–92.
- Altman E., Haldeman R., Narayanan P. Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations // Journal of Banking and Finance. 1977. N 1 (1). P. 29–51.

- Altman E. I.* Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // *Journal of Finance*. 1968. N 23 (4). P. 589–609.
- Beaver H. W.* Financial Ratios as Predictors of Failure // *Empirical Research in Accounting, Selected Studies, Supplement to Journal of Accounting Research*. 1966. P. 71–111.
- Bellovary J., Giacominio D., Akers M.* A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present // *Journal of Financial Education*. 2007. Vol. 33. P. 34–56.
- Blum M.* Failing Company Discriminant Analysis // *Journal of Accounting Research*. 1974. N 12(1). P. 1–25.
- Boyacioglu M. A., Kara Y., Baykan O. K.* Predicting Bank Financial Failures Using Neural Networks, Support Vector Machines and Multivariate Statistical Methods: A Comparative Analysis in the Sample of Savings Deposit Insurance Fund (SDIF) Transferred Banks in Turkey // *Expert Systems with Applications*. 2009. N 36. P. 3355–3366.
- Chudson W. A.* A Survey of Corporate Financial Structure // NBER Chapters in “The Pattern of Corporate Financial Structure: A Cross-Section View of Manufacturing, Mining, Trade, and Construction”. National Bureau of Economic Research. 1945. P. 1–16.
- Deakin E.* A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure // *Journal of Accounting Research*. 1972. N 10(1). P. 167–179.
- Edmister R.* An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction // *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 1972. N 7(2). P. 1477–1493.
- Fitzpatrick P. J.* A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises With Those of Failed Companies // *The Certified Public Accountant* (October, 1932. P. 598–605; November, 1932. P. 656–662; December, 1932. P. 727–731).
- Fulmer J., Moon J., Gavin T., Erwin J.* A Bankruptcy Classification Model for Small Firms // *The Journal of Commercial Bank Lending*. 1984. N 66(11). P. 25–37.
- Jardin P.* Bankruptcy Prediction and Neural Networks: The contribution of Variable Selection Methods // *Proceedings of the Second European Symposium on Time Series Prediction, Helsinki University of Technology, Porvoo*, 2008. P. 271–284.
- Laney D.* 3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity and Variety // *MetaGroup Working paper*. 2001. N 949. P. 1–4.
- Lee K., Booth D., Alam P.* A Comparison of Supervised and Unsupervised Neural Networks in Predicting Bankruptcy in Korean Firms // *Expert Systems with Applications*. 2005. N 29. P. 1–16.
- McCulloch W., Pitts W.* A Logical Calculus of the Ideas Imminent in Nervous Activity // *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 1943. N 5. P. 115–133.
- Merwin C.* Financing Small Corporation in Five Manufacturing Industries, 1926–1936. New York: National Bureau of Economic Research, 1942. 189 p.
- Meyer P., Pifer H.* Prediction of Bank Failures // *Journal of Finance*. 1970. N 25(4). P. 853–868.
- Odom M., Sharda R.* A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction // *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*. San Diego, 1990. 17–21 June. Vol. II. P. 163–171.
- Ohlson J.* Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy // *Journal of Accounting Research*. 1980. P. 109–131.
- Ramser J., Foster L.* A Demonstration of Ratio Analysis // *Bulletin of University of Illinois, Bureau of Business Research*. Urbana, 1931. N 40. P. 17–31.
- Salchengerger L. M., Cinar E. M., Lash N. A.* Neural networks: A New Tool for Predicting Thrift Failures // *Decision Sciences*. 1992. N 23 (4). P. 899–916.
- Sharma S., Mahajan V.* Early Warning Indicators of Business Failure // *Journal of Marketing*. 1980. N 44 (4). P. 80–89.
- Taffler R.* Forecasting Company Failure in the UK Using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data // *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*. 1982. Vol. 145, N 3. P. 342–358.
- Stubbs' Gazette [веб-сайт]. URL: <http://www.stubbsgazette.ie/> (дата обращения: 19.12.2013).
- Высший Арбитражный суд [веб-сайт]. URL: <http://www.arbitr.ru/>; <http://www.arbitr.ru/press-center/news/totals> (дата обращения: 19.12.2013).
- Система СПАРК [веб-сайт]. URL: <http://spark.interfax.ru/> (дата обращения: 19.12.2013).

Статья поступила в редакцию 24 марта 2014 г.