

4. Федеральный закон от 23.08.1996 № 127-ФЗ «О науке и государственной научно-технической политике». [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_11507/.

Dmitrenko Marija Andreevna, the teacher researcher, Moscow Region State University (10A, Radio St., Moscow, 105005, Russian Federation).

E-mail: dmitrenko.masha@mail.ru

FEATURES OF SCIENTIFIC AND TECHNICAL POLICY OF RUSSIA

Abstract

At present, the role of science and technology in the development of any state is changing. Science is one of the most important national resources, the basis of the country's technological development and economic growth. Today, in the world markets of goods and services, in determining the competitiveness of its participants, the emphasis is not on the ability to conduct research and development work and develop new technologies and products, but on the ability to rapidly commercialize the results obtained, as well as on their practical use in production. That is why the development of science and technology remains a national task, ensuring economic and technological sovereignty, competitiveness of the economy and protection of national interests of our country.

Keywords: *scientific and technical policy, science and technology, scientific and technological development, research and development, the results of scientific activity, breakthrough technologies.*

УДК 338.24

DOI: 10.22394/2079-1690-2018-1-2-231-238

МЕТОДИКИ ПРЕДСКАЗАНИЯ БАНКРОТСТВА ОРГАНИЗАЦИИ В РАМКАХ ПОСТРОЕНИЯ ПРОГНОЗНО-ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ

Жеребилова аспирант кафедры налогообложения и бухгалтерского учета,
Анастасия Южно-Российский институт управления – филиал
Борисовна Российской академии народного хозяйства
и государственной службы при Президенте РФ
(344002, Россия, г. Ростов-на-Дону, ул. Пушкинская, 70/54).
E-mail: a.zherebilova@bk.ru

Аннотация

Статья посвящена актуальным методам предикативного анализа банкротства организаций в рамках построения прогнозно-функциональной системы. Рассмотрены ключевые инструменты проведения анализа и осуществления прогноза хозяйствующих субъектов, чья деятельность близка к банкротству. В заключении сделан вывод об условиях развития и применимости современных методик предсказания банкротства.

Ключевые слова: *прогнозирование, методика прогнозирования, предикативный анализ, прогнозно-функциональная система, банкротство, анализ банкротства.*

Стоящие на данный момент перед российской экономикой задачи долгосрочного развития требуют радикального повышения эффективности управления на различных уровнях. На сегодняшний день достижение этого связано с построением прогнозно-функциональной системы управления. Она представляет собой активное управленческое воздействие, которое базируется на полученных от прогностической системы сведений. Кроме того, необходимость повышения эффективности актуализирует разра-

ботку инструментария для прогнозирования перспектив развития с целью достижения оптимума и оценки влияния разрабатываемых стратегий на устойчивость финансового положения.

Прогнозирование банкротства явилось актуальной темой для анализа еще в 1960-х гг. и развитие моделей оценки вероятности финансовой несостоятельности продолжается и в настоящее время. Модели прогнозирования отличаются друг от друга по структуре и особенностям исходных данных для анализа, а также методами обработки этих данных, что в итоге приводит к различным результатам с точки зрения степени точности прогнозов банкротства организаций. Как правило, этот процесс реализуется в рамках общей стратегии прогнозно-функционального управления. Так, первой и наиболее простой формой прогнозов являлся комплексный анализ финансовых коэффициентов с помощью регрессионных моделей. Он выражался в множественном дискриминантном анализе (MDA models), а также в Logit, Probit моделях. Позднее стали появляться более сложные в технической реализации модели классификационных деревьев (CRT models), нейросетевые модели с использованием искусственного интеллекта (Neural networks) и генетические алгоритмы (Genetic algorithms). Данные модели прогнозов постоянно усложнялись, что было обусловлено открывающимися возможностями вычислительной техники и Интернет технологиями (IT).

1. Модели дискриминантного анализа (MDA модели). Самыми первыми моделями, направленными на прогнозирование банкротства, явились модели дискриминантного анализа. Наиболее известными являются модели дискриминантного анализа: Альтмана (1968 г.), Спрингейта (1978 г.), Альтмана (1983 г.), Таффлера (1983 г.), Фулмера (1984 г.), Сайфуллина и Кадыкова (1996 г.), Зайцева (1998 г.), Давыдова и Беликова (1999 г.). Перечисленными исследователями-экономистами были предложены собственные линейные комбинации финансовых коэффициентов, которые отличали потенциальных банкротов от финансово состоятельных аналогов. Порядок формирования результата MDA моделью:

- формирование выборки компаний банкротов и небанкротов в соотношении 1:1;
- расчеты финансовых показателей (построение факторной модели);
- построение регрессионной модели с помощью инструментов MDA анализа;
- формируется адекватная интерпретация полученных результатов [3].

Наиболее популярной из перечисленных является модель экономиста, профессора финансов Нью-Йоркского университета Э. Альтмана (Altman, 1968 г.). Для комплексного анализа с целью прогнозирования состояния организации ученый предложил использовать множественный дискриминантный анализ. Автор сделал выборку из 66 компаний США, работавших с 1946 по 1965 гг. (соотношение банкротов к небанкротам было 1:1 по принципу парного соответствия). Итоговая функция включала в себя несколько объясняющих переменных, в частности:

- отношение оборотного капитала к совокупным активам организации;
- отношение нераспределенной прибыли к совокупным активам, (отношение EBIT к совокупным активам);
- отношение рыночной стоимости капитала организации к балансовой стоимости совокупного долга и отношение выручки к совокупным активам.

Полученная модель правильно классифицировала 95% выборки (63 из 66 компаний) за 1 год до банкротства и 83% за 2 года. Для разносторонней картины необходимо отметить более позднюю моделью дискриминантного анализа применительно

к российской практике – модель Беликова-Давыдовой 1998 г. Она выглядит следующим образом и имеет соответствующие коэффициенты:

$$Z = 8.38 * K_1 + 1 * K_2 + 0.054 * K_3 + 0.63 * K_4. (1)$$

Данная модель частично является усовершенствованием и адаптацией зарубежных методов (Альтмана и Таффлера, коэффициенты K_1 и K_3 соответственно) на основе выборки российских компаний. Итогом модели является скоринг, относительно баллов которого определяется потенциальная вероятность банкротства компании. При этом, в данной MDA модели, как и в других имеются зоны неопределенности. После исследований авторы пришли к выводам, что зарубежные модели нельзя использовать в отношении российских организаций без модернизаций, поскольку снижается ее точность. В российском исследовании она составила около 81% за три квартала прогноза. Авторы рассматривали выборку из торговых организаций, но они утверждают, что данная модель применима для любой отрасли российских компаний [5].

2. Logit-модели прогнозирования. С совершенствованием инструментов эконометрических исследований и самой прогнозно-функциональной системы, для предсказания банкротства стала использоваться логистическая регрессия (Logit model). Логистические регрессионные модели превосходят дискриминантный анализ, поскольку они позволяют строить нелинейные факторные зависимости в модели (например, модель Федорова, 2016 г.). Также снимается ограничение на то, что переменные не обязаны быть подчинены нормальному закону распределения (как в MDA). Наконец, logit модели отражают гораздо более интуитивную интерпретацию – соответствующую вероятность банкротства – значение (0;1).

Вероятность банкротства i -ой компании равна вероятности того, что $y=1$: $p_i = P(y_i = 1) = F(X_i^T \beta). (2)$

В качестве примера logit модели можно привести работу исследователя Д. Мартина (Martin, 1977 г.). Так, автор проанализировал 23 организации банкрота из американских банков Федеральной резервной системы США за период 1970-1976 гг. Им была построена регрессионная logit модель, включающая финансовые коэффициенты в качестве объясняющих факторов. Точность прогноза составила 87% (20 из 23 обанкротившихся банков), а также 88,6% не обанкротившихся (4939 из 5575).

Аналогичной является работа российского исследователя, специалиста «Газпромбанка» Г. Хайдаршиной, представленная в 2009 г. В настоящее время модель отечественного автора является востребованной в области логистического моделирования прогнозирования банкротства организации. Так, Г. Хайдаршина выбрала 11 значимых коэффициентов, которые объясняют наиболее сильные факторы воздействия. Среди них были выделены: возраст организации, кредитная история, показатели ликвидности, рентабельности и другие.

Также в представленной отечественной модели делались поправки коэффициентов на отраслевую принадлежность: были рассмотрены промышленность, ТЭК, торговля и сельское хозяйство. Выборка состояла из 350 российских компаний из разных отраслей экономики, а также учитывался масштаб деятельности предприятия. Точность данной логистической модели составила 85,6% [1].

Представляют значительный интерес современные модернизированные логистические регрессии, прогнозирующие банкротство компаний. Вообще, logit модели благодаря своей простоте и относительной точности используются и в настоящее время, что также подтверждается авторитетными современными исследованиями на этот

счет. Одной из таких работ является исследование (Wilson and Altanlar, 2014 г.), которое ставило целью прогнозирование банкротства новых компаний в Великобритании. Работа была опубликована в «Journal of the Operational Research Society» в 2014 г. Особенностью данного исследования является то, что компании еще не обладали обширной базой финансовых данных, поэтому используется существенная нефинансовая информация: факты открытых судебных разбирательств, опоздания в опубликовании обязательной отчетности, наличие задолженности собственности, некоторые характеристики совета директоров. Выборка включала огромный массив данных с 2000 по 2008 гг. – 4 427 896 наблюдений, в том числе 34 903 компаний банкротств. Эффективность модели составила 0,765 [8].

Также представляет интерес работа современных российских авторов, которая продемонстрировала качественные результаты прогнозирования российских организаций (Федорова, 2013 г.). Е.А. Федорова построила несколько моделей, одной из которых была логистическая регрессия. Выборка компаний была действительно объемной – всего 3056 средних и крупных предприятий, из которых 444 компании банкротств, а остальные финансово состоятельные, с 2007 по 2011 гг. Подход к объясняющим переменным также был многосторонним, так как в целом было рассмотрено 134 фактора, однако затем путем обобщения и выявления наиболее влиятельных переменных выделено 5 коэффициентов (среди них показатели рентабельности, деловой активности, ликвидности и другие). Прогностическая сила составила 84,7% за год до банкротства, что является достаточно высоким результатом [7].

3. Модели машинного обучения и искусственного интеллекта. С развитием технических возможностей реализации моделей прогнозирования появились новые методы прогнозирования с помощью разновидностей искусственного интеллекта (или «машинного обучения»). Данные методы представляют собой системы, которые способны обучаться на специально отобранных массивах данных. Система выявляет зависимости между входящими данными и итоговыми результатами с помощью чего могут увеличивать свою прогнозную силу и соответственно качество. Модели искусственного интеллекта используемые для прогнозирования банкротства (Jurrov, 2007 г.); Деревья принятия решений (classification and regression trees); Генетические алгоритмы (genetic algorithms); Нейронная сеть (neural network); Метод опорных векторов (support vector machine); Альтернативные методы (такие как rough sets theory).

4. Нейросетевые модели прогнозирования банкротства. Одним из наиболее популярных методов искусственного интеллекта для прогнозирования банкротства являются Нейронные сети (Neural Networks). Они представляют собой математическую модель, выстраиваемую по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей, то есть выполняется обучение нейронных сетей на тренировочных примерах и находятся коэффициенты связи между нейронами. При использовании нейросетевых моделей данные делятся на обучающую (in-sample) и тестовую (out-of-sample) выборки. Обучающая выборка используется для построения модели, а тестовая выборка для проверки данной модели на адекватность. Чтобы не было искажения прогнозов в особенности на небольших объемах данных используются схемы кросс-валидации (cross validation). Суть данного подхода в том, что и тестовая, и обучающая выборки становятся перекрестно участвующими в обоих процессах моделирования (и в обучении, и в проверке) [9].

Важным свойством нейросети является ее архитектура – а именно количество слоев, узлов в каждом слое и типы связей между узлами. Первый слой является входным слоем, последний соответственно – выходным. Между ними находятся скрытые слои (hidden layers), обеспечивающие взаимосвязь внутри данных. Ряд преимуществ нейросетевых моделей:

- независимость нейронных сетей от свойств входных данных (тип распределения, линейность целевых функций и т.д.);
- простота моделирования;
- отсутствие проблемы размерности – нейронные сети имеют высокое качество анализа даже при большом количестве переменных.

Более того использование искусственного интеллекта в прогнозировании банкротства стали применяться из-за существенных ограничений статистических методов, среди которых независимость между объясняющими факторами и другие. Искусственный интеллект использует неалгоритмические подходы к прогнозированию. У систем искусственного интеллекта есть способность автоматически динамично реагировать на изменения во входящей информации, с помощью чего прогнозы становятся более качественными.

Нейросетевые модели также имеют свои специфические недостатки. Данные методы могут быть подвержены влиянию временных или циклических изменений в экономике, нежели обычные более простые статистические модели анализа (Bardos, 2001 г.). Нейросети также могут быть затруднительны для применения и интерпретации, в особенности для участников реальной экономики – не для научных исследователей (Paliwal & Kumar, 2009 г.). В данном случае, к примеру, статистические методы логистической регрессии гораздо привычнее для аналитиков или других профессионалов [2].

К числу наиболее популярных и используемых нейронных сетей относятся следующие модели (Ravi Kumar, 2007 г.): модель многослойного персептрона (MLP, the multi-layer perceptron), вероятностная нейронная сеть (ПНН), радиальная базисная функция сети (RBFN), self-organizing feature map (SOM), а также некоторые другие. Показательным является исследование (Korol, 2013 г.), опубликованное в журнале «Economic modeling», в котором происходит разработка и сравнение моделей прогнозирования банкротства компаний Латинской Америки и Центральной Европы. Автор использует несколько методик, описание большинства из которых было дано выше – дискриминантный анализ, искусственные нейросети. В выборке участвовало 60 лизинговых латиноамериканских организаций, в том числе 30 из них стали банкротами за период 1996-2009 гг., а также 185 публичных компаний Центральной Европы, 50 из которых обанкротились, за период с 2000 по 2007 гг. Автор отобрал наиболее подходящие финансовые показатели для каждой из выборок и реализовал 3 вида прогнозных моделей. Результаты продемонстрировали высокую эффективность нейросетевых моделей 92,3% для американской выборки и 85,2% для европейской. Оба значения достаточно высокие, однако наблюдаются существенные различия между выборками, что и было упомянуто одним из негативных свойств нейросетей [6].

Отечественные ученые Е.Ю. Макеева и С.А. Горбатков (Макеева и Горбатков, 2013 г.) провели моделирование прогнозирования банкротства на выборке российских строительных компаний (68 банкротств и 68 не банкротств) с помощью нейронных сетей в сочетании с байесовским подходом. Байесовский подход для нейросетевой модели заключается в том, что используется совокупность (ансамбль) нейросетей, например,

многослойный перцептрон. Данные нейросети, входящие в ансамбль могут отличаться количеством скрытых слоев, нейронов, видом активационных функций.

С помощью такого рода комбинирования получается более точная модель прогнозирования. В данном исследовании авторы получили следующие результаты – 83,3 % и 88,8% прогностическую силу для байесовских нейросетей построенных на основе объясняющих факторов Недосекиной и Рахимкуловой соответственно. Была подтверждена гипотеза о том, что байесовский подход дает более качественный результат моделирования, чем каждая нейросеть в отдельности.

5. Альтернативные инновационные модели прогнозирования. Группа американских ученых в 2002 г. одними из первых применили генетические алгоритмы (genetic algorithms) для прогнозирования банкротства. Авторы критикуют нейросетевой подход в том плане, что для правильного прогнозирования необходимо выбрать нужную структуру нейросети из их большого множества, а также за тот факт, что нейросетевой подход является «черным ящиком», так как исследователь не может окончательно увидеть по какому принципу генерируется итоговый прогноз (выходящие данные сети). Авторы исследования предлагают использовать генетические алгоритмы по той причине, что они достаточно интуитивны для пользователей с точки зрения «правил» генерации прогнозов.

В 2011 г. положения этой теории были значительно расширены. Они стали описывать генетические алгоритмы, как системы похожие на биологические процессы эволюции (принцип – выживают наиболее приспособляющиеся). Таким образом, «Genetic algorithms» выполняют прогнозные функции путем постоянной генерации новых решений на основе уже состоявшихся прогнозов более раннего «поколения». Отмечается, что данный метод подходит для задач оптимизации с несколькими параметрами, соответственно и для прогнозирования банкротства с несколькими объясняющими факторами [4].

Другим альтернативным подходом прогнозирования с помощью искусственного интеллекта является метод деревьев принятия решений, «classification and regression trees» (2006 г.). Деревья принятия решений – это форма контролируемого обучения, в котором алгоритм обучается экспертным знаниям для создания правил принятия решений о рекурсивном разбиении, используя образцы с обучающими данными. Дерево решений содержит несколько узлов решений, а конечные исходы дерева – это результаты банкротства или не банкротства фирмы. Генерация прогнозов состоит из рассмотрения поведения в ранних случаях и осуществляет подстройку новых аналогичных проблем, выдавая результат вероятности банкротства. Также часто используется «грубые» данные – это неточная информация, которая используется для построения модели прогнозирования, что затем сопоставляется с конкретной фирмой и относит ее к потенциальным банкротам или к финансово здоровой компании.

Среди других методов прогнозирования дефолта с помощью машинного обучения можно назвать метод опорных векторов, support vector machine (2007 г.). Метод опорных векторов принадлежит к семейству общих линейных классификаторов и может быть интерпретирован как расширение перцептрона. Одним из специфических свойств является тот факт, что данная модель симулируют минимальную эмпирическую ошибку классификации и максимизируют геометрическую разницу, иначе говоря, маржу.

Модель предполагает классификацию информации в форме векторов в пространствах разной размерности. Далее производится поиск подходящей гиперплоскости, которая создает максимальный «зазор» между точками (конкретными событиями финансовой состоятельности компаний). Соответствующий линейный классификатор будет являться оптимальным разделяющим классификатором.

6. Исследование зарубежных авторов позволяет рассмотреть интеграцию сразу нескольких методов прогнозирования – нескольких статистических и методов искусственного интеллекта (2009 г.). Авторы данной методики предложили объединить MDA, logit-модели с нейросетями и деревьями принятия решений (ANN & CRT). При этом им удалось доказать, что такая интеграция показала заметную эффективность при тестировании методики на выборке компаний. Отдельным блоком моделей прогнозирования банкротства являются «теоретические» модели. Такие модели включают: теория ценообразования опционов, теория провала игрока, теория управления наличностью и теория кредитного риска. К примеру, модель американских исследователей Джексона и Вуда (2013 г.) описывает теоретические модели, основанные на теории ценообразования опциона [1].

Таким образом, можно сделать вывод о том, что практика построения прогнозов, в частности в области предсказания банкротства, – это разветвленная сеть многочисленных моделей. Они представляют собой результаты многолетних исследований авторов по всему миру и отражают особенности ведения хозяйственных дел. Осуществление предсказаний является оправданным в рамках комплекса мероприятий прогнозно-функциональной системы управления. При этом, перечисленный в статье список не является исчерпывающим, так ежегодно совершенствуется материальная база, вычислительная техника, накапливается опыт, что позволяет совершенствовать существовавшие ранее положения.

Литература

1. *Быкова Н.Н.* Методы прогнозирования банкротства предприятия // Молодой ученый. 2016. №28. – С. 368-372.
2. *Гневашева В.А.* Прогнозирование экономики: понятия и история // Знание. Понимание. Умение. 2015. №2. С.141-144.
3. *Демешев Б.Б., Тихонова А.С.* Динамика прогнозной силы моделей банкротства для средних и малых российских компаний оптовой и розничной торговли // Корпоративные финансы. 2014. Т. 31. № 3. С. 4-22.
4. *Земсков В.В., Соловьев А.И., Соловьев С.А.* Модели оценки риска несостоятельности (банкротства): история и современность // Экономика. Налоги. Право. 2017. №6.
5. *Макеева Е.Ю., Горбатков С.А., Белолипцев И.И.* Выбор системы экономических показателей для диагностики и прогнозирования банкротств на основе нейросетевого байесовского подхода // Вестник Финансового университета. 2013. Т. 4. № 76. С. 50-62.
6. *Тянутова Т.В., Дорожкина Н.И.* Влияние использования различных методов прогнозирования банкротства компании на совершенствование кредитного процесса коммерческого банка // Социально-экономические явления и процессы. 2017. №3.
7. *Федорова Е.А., Федоров Ф., Хрустова Л.Е.* Прогнозирование банкротства предприятий на примере отраслей строительства, промышленности, транспорта, сельского хозяйства и торговли // Финансы и кредит. 2016. № 43 (715). С. 14-27.
8. *Федорова Е.А., Тимофеев Я.О.* прогностической силе моделей оценки финансового состояния российских предприятий // Общество и экономика. 2015. № 4-5. С. 79-86.

9. Шмидт Ю.Д., Мазелис Л.С. Прогнозирование банкротства предприятия // Вестник ТГЭУ. 2012. №2.

Zherebilova Anastasia Borisovna, graduate student of department of the taxation and accounting; South-Russia Institute of Management – branch of Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (70/54, Pushkinskaya St., Rostov-on-Don, 344002, Russian Federation). E-mail: a.zherebilova@bk.ru

METHODS OF PREDICTION OF BANKRUPTCY OF THE ORGANIZATION IN THE FRAMEWORK OF FORECASTING AND FUNCTIONAL SYSTEM

Abstract

Article is devoted to relevant methods of the predicative analysis of bankruptcy of the organizations within creation of expected and functional system. Key instruments of carrying out the analysis and implementation of the forecast of economic entities whose activity is close to bankruptcy are considered. In the conclusion the conclusion is drawn on conditions of development and applicability of modern techniques of predicting of bankruptcy.

Keywords: forecasting, forecasting technique, predicative analysis, expected and functional system, bankruptcy, analysis of bankruptcy.

УДК 32

DOI: 10.22394/2079-1690-2018-1-2-238-245

АНАЛИЗ МОДЕРНИЗАЦИОННЫХ ПРОЦЕССОВ В КОНТЕКСТЕ ГЛОБАЛИЗАЦИИ В СИСТЕМЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

Лаптева Наталья Владимировна старший преподаватель кафедры государственного и муниципального управления, Самарский национальный университет имени академика С.П. Королева (443011, Россия, г. Самара, ул. Акад. Павлова, 1).
E-mail: lapteva.n@list.ru

Аннотация

В статье говорится о процессах модернизации в сфере высшего профессионального образования в нашей стране. Автор уделяет основное внимание взаимосвязи указанной модернизации с глобальными процессами. Автор пришел к выводу о возможности дальнейшего преобразования Болонской системы.

Ключевые слова: модернизация, образование, политика, индустриальная цивилизация, болонский процесс, модернизационные процессы, интегративные процессы.

Слово «модернизация» имеет широкий спектр значений, но все они сосредоточены вокруг двух основных. Как существительное, «модернизация» является определением процесса достижения высокого уровня развития в масштабах мира или же описанием состояния в контексте общемирового уровня развития. Это слово может служить составной частью сложных понятий, таких как «аграрная модернизация» или «модернизация образовательного процесса». Как прилагательное, «модернизированный» является характеристикой объекта, находящегося на высоком уровне мирового развития, или удовлетворяющего требованиям современности. Данное слово также может служить составной частью сложных понятий, таких как «модернизированный город» или «модернизированная школа». В целом, то, что является наиболее современным, развитым, последним по времени появления или наилучшим образом отвечает требованиям