5. ФИНАНСЫ, ДЕНЕЖНОЕ ОБРАЩЕНИЕ И КРЕДИТ

5.1. ПОДХОД К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ ФИНАНСОВОГО СОСТОЯНИЯ ПРЕДПРИЯТИЯ С УЧЕТОМ ИЗМЕНЕНИЯ МАКРОЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ

Биджоян Д.С., аспирант, кафедра Бизнес-аналитики

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

Перейти на ГЛАВНОЕ МЕНЮ

Анализ и прогнозирование финансового состояния предприятия играет очень важную роль при принятии решений как инвесторами, так и менеджментом организации для осуществления надлежащего управления. За 80 лет исследования данной проблематики было предложено огромное количество моделей, принципиально отличающихся друг от друга методологически. В данной статье приведены основные методы прогнозирования банкротства и платежеспособности, классифицированные в четыре основные группы: экспертные модели, множественный дискриминантный анализ, логистическая регрессия, нейронные сети. Приведены преимущества и недостатки каждого метода. На основе анализа существующих методик был выявлен недостаток, присущий приведенным методикам, заключающийся в не включении в модель макроэкономических факторов, и предложен подход, основанный на логистической регрессии на панельных данных, учете макроэкономической ситуации. Под макроэкономическими факторами понимаются курсы валюты по отношению к доллару и евро, стоимость нефти марки Brent, а также ключевая и налоговые ставки.

ВВЕДЕНИЕ

Уверенность в финансовом благополучии своих контрагентов является основополагающим фактором в успешном инвестировании денежных средств в предприятие с целью получения прибыли в будущем. Собственники и менеджмент организации также заинтересованы в финансовом благополучии предприятия для повышения его капитализации. Выработка определенной стратегии развития предприятия с целью повышения или, как минимум, сохранения его финансового благополучия, безусловно, зависит от той внешней экономической ситуации, в условиях которой функционирует предприятие. Моделирование финансового состояния в зависимости от макроэкономических факторов особенно актуально в условиях нестабильного экономического развития, сильной волатильности на финансовых и валютных рынках, резких изменений макроэкономических регуляторов и т.п.

Современные статистические и эконометрические методы позволяют идентифицировать факторы, приводящие к банкротству или неплатежеспособности. На основе таких прогнозов руководство предприятия может принять комплекс превентивных мер по финансовому оздоровлению предприятия.

Данная проблематика интересует как ученых-теоретиков, так и практиков-управленцев вот уже на протяжении 80 лет, что подтверждает большое количество предложенных методик. Имеющийся на сегодняшний день арсенал прогнозирования финансового состояния предприятия можно условно разделить на четыре категории:

- экспертные модели;
- множественный дискриминантный анализ;
- логистическая регрессия;
- искусственные нейронные сети.

В большинстве своем прогнозирование финансового состояния предприятия сводится к прогнозированию банкротства или платежеспособности, особенностью которого является наличие двух типов ошибок.

1. Ошибки первого рода – предприятия-банкроты признаны как финансово здоровые предприятия.
2. Ошибки второго рода – хорошо функционирующие предприятия классифицированы как предприятия-банкроты.

Совершенно очевидно, что ошибки первого рода являются более значимыми, нежели ошибки второго рода, так как потери капитала от инвестирования в неблагополучное предприятие, классифицированное как финансово здоровое, будут намного больше потери процентов от неинвестирования в благополучные предприятия, признанные банкротами.

Экспертные модели. Оценка финансового состояния предприятия основывается на субъективных оценках эксперта, который, анализируя динамику изменения определенных финансовых показателей, приходит к прогнозу. Одним из первых ученых, предложивших данный подход, является У. Бивер [7]. В основу его теории легло утверждение, что финансовая несостоятельность предприятия напрямую связана с денежными потоками. Им были отобраны следующие шесть показателей:

- отношение денежного потока к общему долгу;
- отношение чистой прибыли к общим активам;
- отношение общих обязательств к общим активам;
- отношение рабочего капитала к общим активам;
- коэффициент ликвидности;
- текущие активы за вычетом текущих обязательств.

Для анализа были выбраны 79 промышленных предприятий, обанкротившихся в период с 1954 по 1964 гг. Был рассчитан весь перечень показателей за все пять лет до банкротства. Среднее значение всех шести показателей за пять лет были неблагоприятны и имели тенденцию к ухудшению по мере приближения к моменту банкротства, в то время как те же показатели финансово здоровых фирм улучшались со временем.

Недостаток подхода Бивера заключается в том, что анализируются частные финансовые показатели. Зачастую выбранные коэффициенты могут иметь разнонаправленную тенденцию, и в таком случае интерпретация результатов представляется крайне сложным процессом.

Альтернативным способом экспертной оценки финансового состояния является модель ***А-счета*** Аргенти. Был выведен целый перечень финансовых показателей для оценки банкротства, содержащийся в Комитете по обобщению практики аудирования Великобритании. Системный и комплексный подход позволяет анализировать предприятие в целом и получить полную картину происходящего. К основным недостаткам этого метода является субъективность метода, а также труднореализуемость.

Множественный дискриминантный анализ (МДА). МДА, предложенный Э. Альтманом в 1968 г. [6], представляет собой вывод некоторого интегрального показателя, относительно которого делается вывод о финансовом состоянии предприятия в различных срезах:

$$\boldsymbol{Z} = \alpha_1 \boldsymbol{X_1} + \alpha_2 \boldsymbol{X_2} + \ldots + \alpha_i \boldsymbol{X_i},$$

где $\boldsymbol{Z}$ – значение скоринга, относительно которого делается вывод;

α_i – коэффициенты при переменных;

X_i – факторы, определяющие значение скоринга.

В сущности данная модель является моделью регрессионного анализа, являющейся линейной аддитивной функцией определенного числа предикторов. Наиболее известность из всех моделей Э. Альтмана получили двух-, пяти- и семифакторная модели.

Пятифакторная модель была апробирована на 66 промышленных предприятиях, половина которых была признана банкротом в период с 1964 по 1965 гг. Результаты апробации следующие:

- точность прогноза за год до банкротства составляла 95%;
- наблюдалось резкое уменьшение прогнозной точности в зависимости от количества лет до банкротства: 72%, 48%, 29% и 36% за два года, три, четыре и пять лет соответственно.

Утверждение о том, что в моделях МДА распределение предикторов должно быть нормальным, принадлежит Дикину [10]. Данный факт не учитывался в предшествующих работах.

Развитием МДА является включение в модель лаговых трендовых переменных, которые имеют лучшую предсказательную способность по сравнению со статичными переменными. Данное нововведение было предложено Эдмистером [11], который впервые применил МДА для анализа небольших по размеру предприятий. Ошибки первого и второго рода составили 10% и 5% соответственно.

Учет стандартного отклонения позволил повысить прогнозную точность модели. Блум [8] применил МДА для количественной оценки вероятности банкротства. Научной новизной данного подхода был расчет ***Z***-счета путем максимизации разницы между предприятиями-банкротами и хорошо функционирующими предприятиями, в то время как внутри каждой группы различия минимизировались.

Однако множественный дискриминантный анализ имеет ряд существенных недостатков. Во-первых, для повышения качества модели требуется нормальное распределение предикторов, что не всегда соответствует действительности. Данное требование выполняется при предварительном преобразовании данных и исключения выбросов. Это предположение было выдвинуто Дикином. Во-вторых, МДА представляет собой лишь линейную функцию некоторого набора факторов. Предположение о линейности связей тоже является довольно-таки сильным, так как могут быть и другие виды связей. В-третьих, интерпретация результатов несколько затрудняется при попадании в промежуточные интервалы. В-четвертых, модели МДА в большинстве своем статичны и не учитывают динамику изменения показателей во времени до наступления банкротства.

Логистические регрессии. Однако наибольшей популярностью среди современных исследователей пользуется модель логистической регрессии. Основоположником этого подхода является Чессер [9]. Модель имеет вид:

$$Y = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \ldots + \alpha_i X_i;$$

$$P = \frac{1}{1 + e^{-Y}}.$$

Отличительной особенностью данного подхода является получение вероятности наступления того или иного события. Так, на основе регрессионной логистической модели определяется вероятность того, что предприятие окажется неплатежеспособным. Это служит основополагающим фактором при принятии решений как менеджмента предприятия, так и инвесторов. Подобные модели используют банки для определения кредитоспособности своих заемщиков. Наиболее известны модели Ольсона [13].

Дополнением к модели логистической регрессии может служить ***ROC***-анализ (reciever operator characteristic). Данный анализ представляет собой вывод ***ROC***-кривой, показывающей зависимость количества верно классифицированных положительных примеров от неверно классифицированных отрицательных примеров. Варьируя параметр, который называют порогом отсечения (cut-off value), возможно улучшение качества прогнозирования. Порог отсечения (cut-off value) – это показатель, относительно которого делается вывод об отнесении объекта к определенной группе: банкрот / не банкрот [12].

Разновидностью логистической регрессии является логистическая модель с условной вероятностью. Модель рассчитывает вероятность наступления события при условии, что другое событие уже наступило (не наступило):

$$P = (Y_1 = 1 | Y_2 = 1) = \frac{P(Y_1 = 1,\ Y_2 = 1)}{P(Y_2 = 1)} = \frac{\Phi(x'\beta_1 x'\beta_2;\ \rho)}{\Phi(x'^{\beta 2})},$$

где Φ – стандартная функция нормального распределения с ненулевой корреляцией;

$x'\beta_1$ – набор показателей с коэффициентами для первой функции;

$x'\beta_2$ – набор показателей с коэффициентами для второй функции;

ρ – корреляция между двумя переменными.

Данный подход используется банками для оценивания платежеспособности своих заемщиков. Оценивается вероятность невозврата кредита при условии потери финансовой устойчивости или ухудшения показателей ликвидности. Этот метод позволяет оценить взаимосвязь между различными показателями финансового состояния, используя тетрахорическую корреляцию, определяющую взаимосвязь между двумя дихотомичными переменными, в предположении, что обе количественные переменные были сгруппированы в два интервала.

Еще одной разновидностью логистической регрессии является порядковая логистическая регрессия, которая относится к моделям множественного выбора. Отличается этот подход от обычной логистической регрессии наличием нескольких интервалов попадания зависимой переменной. Переменная Y_i получается путем свертывания какого-либо показателя в несколько дискретных значений.

$$Y_i^* = x_i'\beta + \varepsilon_i \quad Y_i \begin{cases} 1, \text{если банкрот} \\ 2, \text{если скорее банкрот} \\ 3, \text{если скорее не банкрот} \\ 4, \text{если не банкрот} \end{cases}$$

где $x_i^{'}$ – это набор показателей;

β – коэффициенты при показателях;

ε_i – остатки.

Вероятность попадания в определенный интервал рассчитывается по следующей формуле:

$$P\{Y_i = k\} = P\left(\alpha_{k-1} < Y_i^* < \alpha_k\right) =$$
$$= P\left\{\alpha_{k-1} - x_i^{'}\beta < \varepsilon_i < \alpha_k - x_i^{'}\beta\right\} =$$
$$= F\left(\alpha_k - x_i^{'}\beta\right) - F\left(\alpha_{k-1} - x_i^{'}\beta\right),$$

где $F\left(\alpha_k, x_i^{'}\beta\right)$ – это функция распределения;

α_k – определенные пороговые значения, определяемые эскпертно;

k – количество пороговых значений, $k = \overline{1,\ldots,K}$.

Порядковая логистическая регрессия является более предпочтительной, чем обычная логистическая регрессия, так как латентная непрерывная переменная сворачивается не в два значения (ноль и единица, как в случае с обычной логистической регрессией), а в несколько значений на усмотрение исследователя. Такой подход позволяет оценить вероятность попадания в более узкую область, что в свою очередь существенно повышает качество модели. Однако в данном случае возникает проблема определения оптимального количества интервалов, так как чрезмерное дробление может привести к трудностям интерпретации результатов.

В большинстве своем используют статичную модель логистической регрессии. Т.К. Богдановой и Ю.В. Алексеевой [2] был предложен подход, учитывающий динамику изменения вероятности банкротства за несколько лет до банкротства. Подвыборка, состоящая из 117 предприятия-банкротов обрабатывающей отрасли, обанкротившихся в период с 2008 по 2010 гг., методом иерархической кластеризации была разделена на три кластера:

- в первый кластер попали 35 предприятий;
- во второй – 46;
- в третий – 36.

По каждому из трех кластеров рассчитана средняя вероятность банкротства. Таким образом, выявлены три сценария банкротства. Для каждого сценария построена динамическая модель определения вероятности банкротства. В данные модели вошли переменные:

- вероятность банкротства по каждому году с 2004 по 2007 гг.;
- отношение вероятности банкротства каждого последующего года к предыдущему году.

Для построения модели использовались следующие обозначения

P_{jt} – вероятность банкротства предприятия j в момент времени t.

Таким образом, построены три динамические модели. Первая динамическая модель имеет вид:

$$P_{j\,t+1} = \frac{1}{1 + e^{-\left(9{,}912P_{jt} + 0{,}213\frac{P_{jt}}{P_{jt-1}}X_{1,j} - 3{,}58\right)}}.$$

Вторая динамическая модель выглядит следующим образом:

$$P_{j\,t+1} = \frac{1}{1 + e^{-\left(6{,}782P_{jt} + 4{,}803P_{jt-2} - 6{,}211\right)}}.$$

Третья модель рассчитывается по формуле:

$$P_{j\,t+1} = \frac{1}{1 + e^{-\left(12{,}944P_{jt} - 8{,}412\right)}}.$$

По сценарию 1 в год банкротства все модели показали 100% точность. Однако лишь модель 1 показала высокий результат по мере увеличения количества лет до банкротства. За четыре года до банкротства модель 1 правильно идентифицировала 77% предприятий-банкротов, а модели 2 и 3 – 26% и 11% соответственно.

Характерной особенностью модели 2 является 100% точность классификации предприятий-банкротов за четыре года до банкротства и в год банкротства. Динамическая модель 3 также показала высокую точность прогноза: 100% точность за четыре года до банкротства. Парадоксально, но в год банкротства количество верно угаданных предприятий-банкротов составляет 97%, меньше, чем за четыре года.

Искусственные нейронные сети. Принципиально иной подход к моделированию представляют собой нейронные сети. Они обладают рядом преимуществ относительно других моделей. Это:

- отсутствие требования подчинения многомерному нормальному закону распределения;
- отсутствие мультиколлинеарности объясняющих переменных;
- возможность учета и выявления нелинейных зависимостей.

Для решения проблемы прогнозирования банкротства применяется ***logit***-трансформация.

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-u}};\ u = \varphi(\vec{x})$$

При этом характер зависимости u от вектора описывающих переменных $\vec{x} = (x_1 x_2 \ldots x_n)$ неизвестен и, по предположению, является нелинейным. Так как нейронные сети являются универсальными аппроксиматорами, позволяющими выявлять любые скрытые зависимости между переменными, то их применение дает определенное преимущество по сравнению с другими моделями. Для полноценного моделирования и прогнозирования банкротства, как и любого другого показателя, строится ансамбль нейронных сетей, отличающихся друг от друга количеством скрытых слоев, количеством нейронов на каждом скрытом слое, видом активационной функции. Существует огромное количество видов активационных функций. Однако самым популярными среди них являются сигмоидальная функция и гиперболический тангенс. Не все смоделированные нейронные сети попадают в конечный ансамбль, так как все модели проходят процедуру фильтрации, в результате которой отсеиваются наименее удачные нейронные сети.

Критерием отсева является показатель k_q:

$$k_q = N_q^* * r_1 - N_q^1 * r_2 - N_q^2 * r_3,$$

где N_q^* – это количество верно идентифицированных предприятий q нейронной сетью;

N_q^1 – количество ошибок рода 1 (предприятие-банкрот классифицировано как финансово здоровое предприятие);

N_q^* – количество ошибок рода 2 (финансово здоровое предприятие классифицировано как банкрот);

r_i – удельные веса каждого показателя, назначающиеся по правилу Фишберна [5]:

$$r_i = 2(n - i + 1) / (n + 1)n,$$

где n – количество ранжируемых параметров, $i = \overline{1,3}$.

Фильтрация нейронных сетей по ансамблю проводится согласно правилу:

$$K > \mu,$$

где μ – экспертно задаваемое значение. Нейронные сети, не удовлетворяющие правилу, удаляются из ансамбля.

Байесовский подход предполагает осреднение результатов всех выходных показателей прошедших фильтрацию нейронных сетей:

$$\overline{\hat{Y}} = \frac{1}{Q^*} \sum_{q=1}^{Q^*} Y_{i,q} \quad q = \overline{1,Q^*}, \quad i = \overline{1,N_{test}}$$

Q^* – количество нейронных сетей в ансамбле;

N_{test} – количество предприятий в выборке.

Данный метод реализован в работе С.А. Горбаткова и И.И. Белолипцева [3].

Задачи классификации предприятий на платежеспособных и неплатежеспособных также могут быть решены с помощью искусственных нейронных сетей. В работе Т.К. Богдавновой, Т.Я. Шевгунова, О.М. Уварова [1] было показано, что искусственные нейронные сети позволяют получить более высокую прогнозную точность по сравнению с регрессионными моделями в случае, если деление предприятий на платежеспособные и неплатежеспособные носит нелинейный характер. В случае, если деление предприятий на два кластера может быть описано линейной функцией, классические регрессионные модели дают более точный результат, нежели искусственные нейронные сети.

Постановка проблемы. Все вышеперечисленные модели рассчитывались при сравнительно стабильной макроэкономической ситуации и, следовательно, отсутствовала необходимость учета влияния макроэкономических показателей. Однако, помимо внутренних финансовых показателей, на банкротство и платежеспособность предприятий в условиях нестабильности экономического развития страны существенное влияния оказывают внешние факторы. Ситуация в экономике региона, страны и мира в целом, в условиях которых функционируют предприятия, безусловно сказывается на финансовых потоках предприятия, что в конечном итоге определяет его финансовое состояние: платежеспособность, финансовую устойчивость и т.д. От того, насколько быстро предприятия адаптируются к изменениям внешней среды, зависит их финансовое благополучие. Однако быстроменяющиеся внешние факторы по-разному влияют на предприятия различной отраслевой принадлежности, размера, структуры капитала и т.п. Так, изменение курсов национальной валюты неизбежно отражается на результатах деятельности предприятий-экспортеров и предприятий-импортеров, разнонаправленно влияя на финансовые результаты в зависимости от девальвации или ревальвации национальной валюты. Размер ключевой ставки сказывается на структуре капитала, воздействуя на рынок кредитов и депозитов.

Учет внешних факторов позволит выявить характер зависимости для выработки управленческих решений с целью минимизации (максимизации) определенных показателей. Для решения данной проблемы можно использовать различные прогнозные модели, построенные на основе современных интеллектуальных методов анализа данных (***Data Mining***), регрессионного анализа на панельных данных и временных рядах. Однако независимо от выбранного метода моделирования возникают методологические проблемы, заключающиеся в том, что частота изменения переменных, характеризующих внешнюю среду и расчета внутренних финансовых показателей, разная. Курсы валют изменяются ежедневно (ежечасно, ежеминутно). Ключевая ставка, налоговые ставки могут действовать неограниченное время до пересмотра соответствующими органами власти. Расчет финансовых показателей деятельности предприятия производится с периодичностью месяц, квартал, год.

Одним из подходов к моделированию финансового состояния предприятия является построение логистической регрессии на основе панельных данных. В этом случае наряду с финансовыми показателями внутренней отчетности предприятия предлагается учитывать макроэкономические факторы в виде некоторых агрегированных на момент представления финансовой отчетности показателей.

Так, для переменных, котирующихся на бирже (курс доллара и евро к рублю, стоимость нефти марки Brent), для получения соответствующих агрегированных показателей предполагается использовать аппроксимацию временных рядов с последующим включением оцененных параметров (коэффициенты модели аппроксимирующей функции) в конечную модель логистической регрессии. Одним из возможных видов аппроксимации может служить полином n-й степени:

$$f_i(x_t) = \alpha_0^i + \alpha_1^i t + \alpha_2^i t^2 + \ldots + \alpha_j^i t^j + \ldots + \alpha_n^i t^n + \varepsilon^i$$

$$f_i(z_t) = \alpha_0^i + \alpha_1^i t + \alpha_2^i t^2 + \ldots + \alpha_j^i t^j + \ldots + \alpha_n^i t^n + \varepsilon^i$$

$$f_i(o_t) = \alpha_0^i + \alpha_1^i t + \alpha_2^i t^2 + \ldots + \alpha_j^i t^j + \ldots + \alpha_n^i t^n + \varepsilon^i$$

где t – фактор времени $t = \overline{1,\ldots,T}$;

x_t – курс доллара к рублю в момент времени t;

z_t – курс евро к рублю в момент времени t;

o_t – стоимость нефти марки Brent (долларов за баррель) в момент времени t;

$f_i(x_t)$, $f_i(z_t)$, $f_i(o_t)$ – модели изменения макроэкономических показателей на основе полиномиальной аппроксимации в i-м году;

i – год оценки изменения макроэкономических факторов, $i = \overline{1,\ldots,I}$;

α_0^i – свободный член полиномиальной функции в i-м году;

α_j^i – коэффициенты полинома в i-м году, $j = \overline{1,\ldots,n}$, n – степень полинома;

ε^i – ошибки аппроксимации в i-м году.

Для представления ключевой и налоговых ставок предлагается расчет средневзвешенного значения по годам. В качестве весов выступают периоды (в днях), в течение которых действовала ставка:

$$r_j^i = \sum_{k=1}^{K} \frac{r_k^i * n_k^i}{365},$$

где r_j^i – средневзвешенное значение ключевой или налоговых ставок j-го вида в i-м году;

j – ключевая или налоговые ставки, $j = \overline{1,\ldots,J}$.

r_k^i – действующие ключевая или налоговые ставки, изменяющиеся k количество раз в i-м году;

n_k^i – количество дней в k-м периоде, на протяжении которых оставались постоянными ключевая или налоговые ставки в i-м году;

k – количество периодов, в течение которых менялись ключевая или налоговая ставки в i-м году, $k = \overline{1,\ldots,K}$.

Для моделирования финансового состояния с использованием логистической регрессии в качестве предикторов модели наряду с показателями финансовой отчетности будут использоваться коэффициенты α_j^i, характеризующие влияние изменения валютных курсов и стоимости нефти марки Brent на вероятность наступления анализируемого события и r_j^i, отражающие влияние изменения ключевой и налоговых ставок.

Логистическая регрессионная модель оценки финансового состояния на основе панельных данных с учетом влияния внешнеэкономических факторов будет иметь вид:

$$Y_{iq} = x'_{iq}\beta + \alpha'_{iq}\gamma + r'_{iq}\sigma + \varepsilon_{iq},$$

$$P_{iq} = \frac{1}{1 + e^{-Y_{iq}}},$$

где Y_{iq} – аддитивная функция логистической регрессии;

i – год моделирования оценки финансового состояния, $i = \overline{1,\ldots,I}$;

q – номер предприятия, $q = \overline{1,\ldots,Q}$, Q – количество предприятий;

x'_{iq} – набор внутренних финансовых показателей, ключевая и налоговые ставки, индифферентные по отношению к предприятию;

β – коэффициенты при финансовых показателях;

α'_{iq} – параметры оценки изменения валютных курсов и стоимости нефти марки Brent;

γ – коэффициенты при параметрах α'_{iq};

r'_{iq} – средневзвешенное значение ключевой или налоговых ставок в i-м году;

σ – коэффициенты при параметрах r'_{iq};

ε_{iq} – ошибка модели;

P_{iq} – вероятность наступления анализируемого события для q-го предприятия в i-м году.

Следует заметить, что в качестве аппроксимирующих функций, наряду с полиномиальной функцией n-го порядка, могут быть использованы функции другого вида. И одной из задач исследования является обоснование выбора аппроксимирующей функции.

Заключение

Таким образом, предложенный подход к оценке финансового состояния предприятия при моделировании наступления банкротства, потери платежеспособности или финансовой устойчивости предприятия позволяет учесть влияние изменения анализируемых макроэкономических показателей. Прогнозирование с применением панельных данных даст возможность по-новому взглянуть на динамику изменения финансового состояния предприятия в условиях динамично меняющейся внешней среды, непременно отражающихся на результатах деятельности предприятия.

Литература

1. Богданова Т.К. и др. Применение нейронных сетей для прогнозирования платежеспособности российских предприятий обрабатывающих отраслей [Текст] // Т.К. Богданова, Т.Я. Шевгунов, О.М. Уварова // Бизнес-информатика. – 2013. – №2. – С. 40-48.
2. Богданова Т.К. Прогнозирование вероятности банкротства предприятий с учетом изменения финансовых показателей в динамике [Текст] // Т.К. Богданова, Ю.А. Алексеева // Бизнес-информатика. – 2011. – №1. – С. 50-60.
3. Горбатков С.А. Гибридный метод оценки риска банкротств на базе байесовского ансамбля нейронных сетей и logit-модели [Текст] // С.А. Горбатков, И.И. Белолипцев // Науковедение. – 2013. – №6. – С. 1-11.
4. Данилова Ю.А. Моделирование прогнозирования банкротства предприятий обрабатывающего производства [Текст] // Ю.А. Данилова // Аудит и финансовый анализ. – 2011. – №1. – С. 1-7.
5. Недосекин А.О. Методологические основы моделирования финансовой деятельности с описанием нечетко-множественных описаний [Текст] : автореф. дисс. … д-ра экон. наук / А.О Недосекин. – СПб, 2003. – 280 с.
6. Altman E.I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy [Text] // E.I Altman // The j. of finance. – 1968. – Pp. 589-609.
7. Beaver W.H. Financial ratios as predictors of failure, empirical research in accounting selected studies [Text] // W.H. Beaver // Supplement to j. of accounting research. – 1966. – No. 4. – Pp. 71-111.
8. Blum M. Failing company discriminant analysis [Text] // M. Blum // J. of accounting research. – 1974. – No. 1. – Pp. 1-25.
9. Chesser D. Predicting loan noncompliance [Text] // D. Chesser // J. of commercial bank lending. – 1974.
10. Deakin E.I. A discriminant analysis of predictors of business failure [Text] // E.I. Deakin // J. of accounting research. – 1972. – No. 1. – Pp. 167-179.
11. Edmister R.O. An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction [Text] // R.O. Edmister // The j. of financial and quantitative analysis. – 1972. – Pp. 1477-1493.
12. Greene W.H. Econometric analysis [Text] // W.H. Greene. – N.Y, 2001. – 1026 p.

13. Ohlson J.A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy [Text] // J.A. Ohlson // J. of accounting research. – 1980. – No. 1. – Pp. 109-131.

Ключевые слова

Прогнозирование банкротства; логистическая регрессия; макроэкономические факторы; курс валют; ключевая ставка; налоговые ставки; прогнозирование платежеспособности; множественный дискриминантный анализ; нейронные сети; финансовое состояние.

Биджоян Давит Саакович

РЕЦЕНЗИЯ

Актуальность темы обусловлена тем, что, не только в Российской Федерации, но и во всем мире в последние несколько лет наблюдается ухудшение финансового состояния предприятий, т.е. потеря платежеспособности, финансовой устойчивости, рентабельности, увеличение числа банкротств.

Сложившаяся ситуация позволяет предположить, что в значительной степени это объясняется не только неудовлетворительным качеством менеджмента предприятий, но и нестабильностью макроэкономической ситуации. Существующие и достаточно хорошо работающие в условиях стабильности макроэкономических показателей методики не дают адекватных прогнозных решений в настоящее время. Поэтому, несмотря на то, что данная проблематика является предметом исследований как отечественных, так и зарубежных исследователей уже на протяжении ряда десятилетий, интерес к ней сохраняется, и она не теряет своей актуальности.

Научная новизна и практическая значимость. В статье предлагается подход к оценке и прогнозированию финансового состояния предприятия с учетом изменения макроэкономических факторов. Для решения данной проблемы предлагается использовать логистическую регрессионную модель, построенную на основе панельных данных. Для устранения методологических проблем, обусловленных различием частот изменения переменных, характеризующих внешнюю среду, и расчета внутренних финансовых показателей, предлагается учитывать макроэкономические факторы в виде некоторых агрегированных на момент представления финансовой отчетности показателей с последующим включением оцененных параметров (коэффициенты модели аппроксимирующей функции) в конечную модель логистической регрессии. Одним из возможных видов аппроксимации предлагается использовать полином ***n***-й степени. Данный подход представляется интересным, он имеет практическую значимость, так как позволит повысить прогнозную точность оценки финансового состояния предприятия в условиях нестабильности внешнеэкономического окружения.

Заключение. Рецензируемая статья отвечает требованиям, предъявляемым к научным публикациям, тема, затронутая автором, является весьма актуальной. Работа может быть рекомендована к изданию.

Богданова Т.К., к.э.н., доцент кафедры бизнес-аналитики Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики», г. Москва.

Перейти на ГЛАВНОЕ МЕНЮ