

ЗАГУЗИНА Е. Г.

**ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
ПЛАТЕЖЕСПОСОБНОСТИ КОНТРАГЕНТОВ ПРЕДПРИЯТИЯ**

Аннотация. Для предотвращения дальнейшего наращивания просроченной дебиторской задолженности необходима оценка платежеспособности контрагентов еще до момента приобретения ими товаров и услуг организации. С этой целью возникает потребность в проведении комплексного анализа их платежеспособности на основании доступной информации. В статье предлагается создание нейросетевой модели оценки платежеспособности, базирующейся на новых для проведения финансового анализа коэффициентах.

Ключевые слова: финансовые риски, контрагент, платежеспособность, анализ, показатель, дебиторская задолженность, нейросетевые технологии, прогнозирование, нейронные сети, многослойный персептрон.

ZAGUZINA E. G.

MODELING OF CONTRACTING COMPANY SOLVENCY FORECASTING

Abstract. To prevent further increase of debit debt, a company needs to assess solvency of contracting companies before they purchase the company's goods and services. Thus a comprehensive analysis of solvency based on available information is required. As a solution of the problem, the creation of neural network models of solvency assessment based on new rates of financial analysis is suggested.

Keywords: financial risks, contracting company, solvency, analysis, indicator, debit debt, neural technology, forecasting, neural network, multilayer perceptron.

В современных рыночных условиях ключом успешной деятельности любого предприятия является оптимальное управление денежными средствами. Основная задача данного управления – обеспечение формирования достаточного объема финансовых ресурсов предприятия. От результата управления зависят перспективы развития данного предприятия, улучшение финансовых показателей, увеличение количества партнеров и потребителей. Поскольку при выборе контрагентов одним из важнейших критериев построения взаимоотношений хозяйствующих субъектов является платежеспособность, неплатежеспособное предприятие непривлекательно, оно создает угрозу потери как собственных, так и привлеченных ресурсов. Поэтому главной задачей руководства любого предприятия является необходимость поддержания способности отвечать по текущим финансовым обязательствам и своевременного погашения кредиторской задолженности [8].

На данный момент существует множество методологических концепций анализа и оценки финансового состояния предприятий, основанных на разных показателях и коэффициентах. Некоторые методики были выведены из научных теорий, другие имеют сугубо практическое происхождение и разработаны компаниями, которые занимаются финансовым и стратегическим консалтингом.

Рассмотрим основные широко используемые методологии оценки и анализа платежеспособности предприятий. Изучив отечественную и зарубежную научную литературу в области финансового менеджмента, выделим следующие основные приемы, которые могут быть использованы для оценки платежеспособности:

- 1) структурный анализ изменения активных и пассивных статей баланса;
- 2) расчет коэффициентов ликвидности;
- 3) расчет скорости оборота средств, вложенных в активы предприятия, определение длительности производственно-коммерческого цикла;
- 4) анализ денежных потоков за отчетный период (итоговый).

Структурный анализ изменения активных и пассивных статей баланса состоит в структурировании активов и пассивов предприятия, исходя из степени ликвидности активов и срока погашения пассивов (обязательств).

В практике финансового анализа существует три основных показателя ликвидности: коэффициент текущей (общей), срочной и абсолютной ликвидности. Все они базируются на отношении активов к обязательствам предприятия.

Расчет скорости оборота средств состоит в расчете коэффициента оборачиваемости активов, который показывает число оборотов, которые оборотные средства совершают за плановый период.

Анализ денежных потоков состоит в классификации денежных потоков предприятия, применении к ним косвенного или прямого метода структурирования, и на основе полученного отчета о существующих денежных потоках предприятия и их размере, выведении способа управления ими.

Однако, стоит заметить, что большинство методологий финансового анализа основаны на использовании закрытой информации, которую, следовательно, нельзя получить у своих контрагентов. Исходя из этого, можно проанализировать только свое предприятие, поскольку зачастую нет доступа к полному перечню необходимых для аналогичного анализа показателей деятельности контрагента. Таким образом, несмотря на широкий спектр показателей вышеуказанных методик, они оказываются бессильны при возникновении потребности в оценке платежеспособности другого предприятия, для которого имеется ограниченный круг показателей.

Поэтому хотелось бы подробнее рассмотреть те показатели, с помощью которых любая организация может провести финансовый анализ своих контрагентов, не прибегая к получению закрытой информации о размере и структуре активов и пассивов контрагента, а исходя из имеющейся информации. Безусловно, данные показатели не позволят провести детальный анализ финансового положения партнера или потребителя, тем не менее, они дадут возможность составить общий «портрет» платежеспособности контрагента.

Общеизвестно, что дебиторская задолженность – это сумма долгов, причитающихся предприятию, фирме, компании со стороны других предприятий, фирм, компаний, а также граждан. В финансовой и экономической литературе уделяется много внимания проблемам управления дебиторской задолженностью. Зачастую в статьях и исследованиях приводится опыт взаимодействия с контрагентами при просрочке, рассматриваются мероприятия, направленные на ее сдерживание или сокращение. Рассмотрим вариант предупреждения просроченной задолженности, заключающийся в выборе наиболее оптимальных контрагентов [1].

Так, рассмотрим следующие показатели и формулы их расчетов:

1) Первоначальная сумма дебиторской задолженности. Торговая и прочая дебиторская задолженность первоначально отражается по фактической стоимости, т.е. в сумме, причитающейся к получению (включая сумму налога на добавленную стоимость).

2) Нарощенная сумма дебиторской задолженности может рассчитываться либо согласно условиям договора между предприятием и контрагентом, либо с учетом годовой ставки рефинансирования. Экономический смысл данного показателя в том, что сумма долга определяется исходя из индекса изменения покупательной способности денег. Формула расчета:

$$НД = ПС \times (1 + СР \times СП), \quad (1)$$

где НД – наращенная сумма дебиторской задолженности;

ПС – первоначальная сумма дебиторской задолженности;

СР – годовая ставка рефинансирования;

СП – отношение срока продолжительности задержки платежа к числу дней в году.

В случае нахождения наращенной суммы задолженности более чем за один год, необходимо применить формулу сложных процентов:

$$НД = ПС \times (1 + СР)^n, \quad (2)$$

где n – число лет или периодов времени для расчета.

3) Стоимость финансирования дебиторской задолженности. Данный показатель рассчитывается для каждого случая возникновения долга. Сумма рассчитанных показателей будет равна размеру альтернативных издержек предприятия, т.е. сумме, которую

организация могла бы получить, вложив эти деньги в банк под минимальный процент. Форма расчета стоимости финансирования дебиторской задолженности:

$$ФД = СП \times \frac{ПС \times СР}{365}, \quad (3)$$

где ФД – стоимость финансирования дебиторской задолженности.

4) Средний период просроченной дебиторской задолженности в днях. Данный критерий определяется по средней взвешенной арифметической формуле и показывает среднее количество дней просрочки по всем накладным конкретного контрагента:

$$\overline{T_{пдз}} = \frac{\sum(ДЗ \times T_{пдз})}{\sum ДЗ}, \quad (4)$$

где $\overline{T_{пдз}}$ – средний период просрочки дебиторской задолженности в днях;

$T_{пдз}$ – период просрочки дебиторской задолженности в днях по каждой накладной;

ДЗ – сумма задолженности по каждой накладной контрагента.

5) Оборачиваемость дебиторской задолженности конкретного контрагента. Данный показатель показывает скорость погашения дебиторской задолженности контрагента, насколько быстро предприятие получает оплату от данного контрагента. Формула для расчета:

$$O_{дз} = \frac{В}{\overline{ДЗ}}, \quad (5)$$

где $O_{дз}$ – оборачиваемость дебиторской задолженности;

В – выручка, полученная при оплате данного контрагента;

$\overline{ДЗ}$ – средняя величина дебиторской задолженности рассчитывается как сумма дебиторской задолженности покупателей по данным бухгалтерского баланса на начало и конец анализируемого периода, деленное на 2:

$$\overline{ДЗ} = \frac{\sum(ДЗ_{н} + ДЗ_{к})}{2} \quad (6)$$

Рассмотренные нами критерии редко используются в финансовом анализе организаций, однако с помощью данных показателей можно составить общий «портрет» платежеспособности контрагента. Стоит заметить, что данные критерии можно использовать только в том случае, если предприятие ранее заключало сделки с данным контрагентом. В ином случае, если контрагент не сотрудничал с организацией, показатели, базирующиеся на сумме дебиторской задолженности, использовать невозможно. Это является одним из недостатков данных критериев.

На современном этапе статистические методы анализа постепенно уходят на второй план, и все больший интерес проявляется к нейросетевым технологиям [2, 10]. Применение нейросетевой технологии уместно в случаях, когда формализация процесса решения трудна или вообще невозможна. Они являются очень мощным инструментом моделирования,

поскольку нелинейны по своей природе. Кроме того, для нейронных сетей не существует проблемы «проклятия размерности», не позволяющей моделировать линейные зависимости при большом количестве переменных.

Общая постановка задачи оценки платежеспособности контрагентов представляет собой нахождение способа достоверно предсказать надежность контрагента до наступления неблагоприятных финансовых событий для организации. В качестве неблагоприятного события рассматривается положительная дебиторская задолженность в пользу организации, ее накопления по мере сотрудничества с сомнительным контрагентом [3].

Задача оценки платежеспособности контрагентов рассматривается как задача бинарной классификации (платежеспособен или неплатежеспособен). Объектами классификации являются контрагенты, а их классы определяются по отношению к свойству платежеспособности. Признаки, на основе которых производится классификация, будут представлены ранее рассмотренными показателями, базирующимися на информации о дебиторской задолженности. [4]. Основное достоинство данных параметров в том, что ими обладает каждый контрагент, ведущий деятельность с другими организациями, и в этом состоит легкость получения анализа платежеспособности той или иной организации.

Таким образом, исходя из постановки задачи построим структурную схему системы прогнозирования платежеспособности на основе метода бинарной классификации (рис. 1).

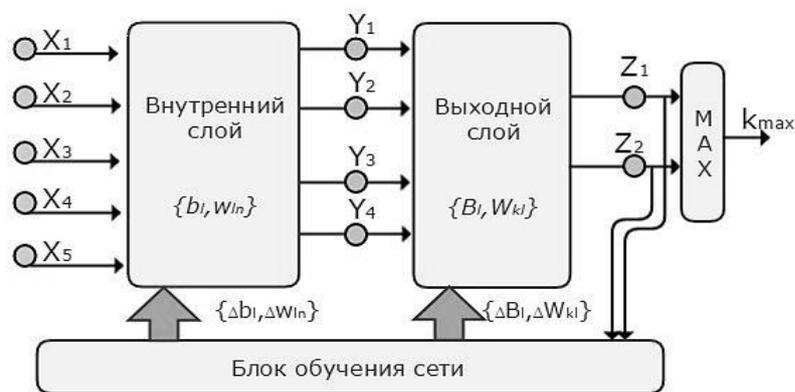


Рис. 1. Структура нейронной сети бинарной классификации контрагентов.

Данная система построена с использованием искусственной сети прямого распространения сигнала (feed-forward network) класса «многослойный персептрон», состоящая из трех слоев: входного, внутреннего (скрытого) и выходного [5]. На вход нейронной сети поступает вектор нейронов, представляющий собой набор из представленных выше показателей X_n исследуемого контрагента. Внутренний слой формирует вектор признаков Y_1 , размер которого меньше размера вектора входных

параметров ($n > 1$). Выходной слой преобразует вектор Y_1 из пространства признаков в вектор Z_k – вектор оценок функции принадлежности объекта к одному из K классов. В итоге бинарный классификатор выбирает по правилу максимума номер компоненты выходного вектора, ассоциированный с одним из predetermined классов.

Блок обучения сети представляет собой механизм адаптации нейронной сети, производимой за счет изменения параметров нейронов скрытых и выходных слоев сети [6].

На рис. 2 изображен нейрон внутреннего слоя, который представляет собой элемент-сумматор со смещением, имеющего нелинейную функцию активации:

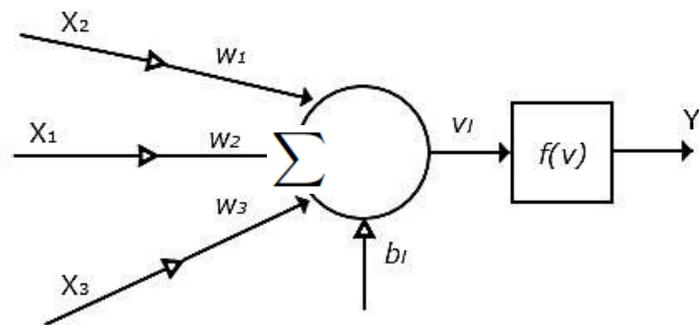


Рис. 2. Структурная схема нейрона скрытого слоя.

Правило вычисления вектора признаков Y_1 состоит из суммирующей функции и функции активации:

$$v_l = f(b_l + w_l^T X), \quad (7)$$

где l – номер нейрона внутреннего слоя ($l=1, \dots, L$),

b_l – смещение для l -го нейрона внутреннего слоя и w_l – вектор весов для l -го нейрона внутреннего слоя,

$f(v)$ – нелинейная функция активации, которая обычно задается в виде сигмоидальной, или логистической, функции:

$$Y_l = f(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} \quad (8)$$

Структура выходного слоя сети бинарной классификации, предназначенной для отнесения предприятий к двум классам, предполагает закрепление за каждым из выделенных классов одного из выходов [8]. В нашем случае, контрагентов можно отнести к одному из 2 классов K (Z_1 и Z_2). Тогда компонент Z_k выходного вектора Z представляет собой оценку функции принадлежности к k -му классу для контрагента, заданного совокупностью показателей. Величина Z_k принимает значения от нуля до единицы ($0 < Z_k < 1$), при этом значения близкие к единице трактуются как высокая степень принадлежности к

соответствующему классу, а близкие к нулю указывают на то, что контрагент к указанному классу не принадлежит.

Конечное решение состоит в отнесении контрагента к тому классу, для которого соответствующий компонент Z_k принимает максимальное значение среди всех компонент выходного вектора.

Построенная нейронная сеть может находиться в одном из двух режимов: в режиме использования и в режиме обучения. В режиме использования сеть работает как закрытая система («черный ящик»), на вход которой подается вектор финансовых показателей, а с выхода снимается номер класса. Однако для эффективной работы нейронной сети должны быть настроены ее параметры, а именно смещения и весовые коэффициенты внутреннего и выходного слоев. Данные параметры должны принять значения, обеспечивающие наибольшее количество правильных решений, вырабатываемых сетью. Для их нахождения используется режим обучения, в котором сеть адаптируется, т. е. ее параметры (смещения и весовые коэффициенты скрытого и выходного слоев) изменяются по результатам анализа предъявляемых сети примеров.

Традиционно обучение данной нейронной сети будет производиться по схеме обучения с учителем (supervised learning). Это значит, что в процессе обучения используются примеры, в которых соотнесены финансовые показатели и номер класса, к которому данный контрагент относится согласно мнению эксперта, обучающего сеть.

В итоге, для сети вводится целевая функция, представляющая собой сумму квадратов ошибок e_k , вычисленных как разность оценок функции принадлежности и целевых значений этой функции:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K e_k^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (z_k - t_k)^2 \rightarrow \min \quad (9)$$

В задачах статической классификации, к которым в полной мере относится рассматриваемая задача классификации контрагентов по их платежеспособности, обычно используется пакетный режим обучения (batch mode), при котором подстройка параметров осуществляется после представления сети всей совокупности примеров обучающей выборки.

Пакетный режим обучения в отличие от последовательного (interactive mode) режима, в котором подстройка осуществляется после представления каждого примера, позволяет получить более устойчивые в статистическом смысле решения задачи минимизации целевой функции в пространстве параметров.

В общем случае подстройка некоторого параметра θ осуществляется по следующей формуле:

$$\theta_{m+1} = \theta_m + a \times \Delta\theta_m \quad (10)$$

где a – скорость обучения сети,

θ_m – это величина желательного изменения параметра, способ вычисления которой зависит от метода обучения, а индекс m указывает на номер эпохи.

С увеличением номера эпохи данный алгоритм описывает итеративный процесс изменения величины до достижения ей некоторого оптимального значения. Типичный процесс адаптации сети сопровождается плавным уменьшением величины ошибки E до достижения ей некоторой минимальной величины E_{\min} как на обучающей, так и на контрольной выборке, если последняя используется. Необходимым признаком успешного процесса адаптации является монотонное уменьшение абсолютной величины для всех настраиваемых параметров сети, начиная с некоторого номера эпохи.

Таким образом, построенная модель нейронной сети для конечного пользователя будет являться «советующей» системой при нахождении ответа на следующие вопросы: «Стоит ли оказывать услугу/продавать товар этому контрагенту?» или «Стоит ли сотрудничать далее с этим контрагентом?».

На данный момент не существует реальных моделей оценки платежеспособности организаций, основанных на достаточно специфических входных параметрах нейросети. Достоинство данных параметров в том, что ими обладает каждый контрагент, ведущий деятельность с другими организациями, и в этом состоит легкость проведения и получения результатов анализа платежеспособности той или иной организации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бартунаев Л. Р., Сергеева Т. В. Современные информационные технологии и новая экономика // Вестник Бурятского государственного университета. Экономика и менеджмент. – 2012. – № 1. – С. 34–43.
2. Богданова Т. К., Шевгунов Т. Я., Уварова О. М. Применение нейронных сетей для прогнозирования платежеспособности российских предприятий обрабатывающих отраслей // Бизнес-информатика. – 2013. – №2(24). – С. 40–48.
- 3 Глухова Т. В., Калитина Е. А. Развитие единого информационного пространства управления предприятием [Электронный ресурс] // Огарев-online. – 2013. – № 2. – Режим доступа: <http://journal.mrsu.ru/arts/razvitie-edinogo-informacionnogo-prostranstva-upravleniya-predpriyatiem>.
4. Гордеев М. А. Модель управления дебиторской задолженностью // Вестник Саратовского государственного социально-экономического университета. – 2010. – № 5. – С. 120–123.

5. Корнеев Д. С. Использование аппарата нейронных сетей для создания модели оценки и управления рисками предприятия // Управление большими системами. – 2007. – № 17. – С. 81–102.
6. Санжеева Д. Д., Мункуев Б. В. Направления развития поддержки малого бизнеса в муниципальном образовании // Вестник Бурятского государственного университета. Экономика и менеджмент. – 2014. – № 1. – С. 25–36.
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – 2-е изд., испр. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
8. Хисметов А. М. К вопросу поиска метода оценки платежеспособности малого и среднего бизнеса [Электронный ресурс] // Огарев-online. – 2015. – № 15. – Режим доступа: <http://journal.mrsu.ru/arts/k-voprosu-poiska-metoda-ocenki-platezhesposobnosti-malogo-i-srednego-biznesa>.
9. Цыренов Д., Стробел Д. Клиентоориентированный подход к управлению предприятием // Вестник Бурятского государственного университета. Экономика и менеджмент. – 2014. – № 1. – С. 54–63.
10. Шмидт Т. В. Современные информационные технологии в системе управления предприятием [Электронный ресурс] // Огарев-online. – 2013. – № 2. – Режим доступа: <http://journal.mrsu.ru/arts/sovremennyye-informacionnyye-tekhnologii-v-sisteme-upravleniya-predpriyatiem>.