

УДК 004.032.26:336.77

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ПРЕДПРИЯТИЙ

**Бамадио Б., Семенчин Е.А.**

*ФГБОУ ВПО «Кубанский государственный университет», Краснодар, e-mail: anadama@mail.ru*

В работе описаны результаты исследования задачи оценки кредитоспособности предприятия с помощью нейросетевых технологий. Используя алгоритм обратного функционирования нейронной сети, прогнозируются (на несколько лет вперед) значения коэффициентов У. Бивера, а затем на основе значений этих коэффициентов прогнозируется финансовое состояние исследуемого предприятия. Предлагаемая модель финансового состояния предприятия, позволяющая оценить его кредитоспособность, основана на использовании многослойного персептрона (MLP) нейронной сети, в которой входной сигнал преобразуется в выходной, проходя последовательно через несколько внутренних слоев. Приведены результаты вычислительных экспериментов, подтверждающих хорошее согласие результатов, полученных с помощью данной методики, с известными и проверенными на практике результатами. Использование нейросетевых технологий для оценки кредитоспособности предприятий позволяет избавить экспертов, занимающихся построением таких оценок, от рутинной обработки статических данных, ускорить принятие решения о возможности выдачи предприятию требуемого кредита.

**Ключевые слова:** нейросетевые технологии, оценка кредитоспособности, финансовое состояние, методика Бивера, трехслойный персептрон, нейронная сеть, алгоритм обратного распространения, функция активации, матричная ошибка

## APPLICATION OF NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES FOR THE ASSESSMENT OF THE CREDITWORTHINESS OF COMPANIES

**Bamadio B., Semenchin E.A.**

*Kuban state university, Krasnodar, e-mail: anadama@mail.ru*

In the work results of the research tasks of evaluating creditworthiness of the company are described, using the neural technologies. Using the algorithm reverse functioning neural network, forecasted (for several years ahead) values of the coefficients W. Beaver, and then based on the values of the coefficients forecast financial condition of the company investigated. The proposed model of the financial condition of the enterprise, which allows to assess its creditworthiness, is based on using multilayer perceptron (MLP) neural network, where the input signal is converted to the output, passing across multiple internal layers. Results of computational experiments, confirming the good agreement of the results, obtained by this method, with the known and proven in practice results. Using neural technologies for assessing the creditworthiness of companies will relieve experts involved in the construction of such assessments from routine processing of static data to expedite the adoption of making decisions about the possibility of issuing company of the requested credit.

**Keywords:** neural network technology, credit rating, financial condition, Beaver technique, three-layer perceptron, neural network, back propagation, activation function, matrix error

При оценке банками кредитоспособности предприятий используются как качественный, так и количественный анализ их финансового состояния. Количественный анализ кредитоспособности является основным при принятии банком решения о выдаче кредита. В ряде работ [6, 9] отмечается, что не существует идеальных методов количественного анализа оценки кредитоспособности предприятия, все они дают лишь приближенную оценку. Поэтому специалистам банка иногда бывает затруднительно оценить реальную кредитоспособность заемщика [6, 7]. В связи с этим фактом необходимы дальнейшие исследования, позволяющие разработать более точные методики оценки кредитоспособности изучаемых предприятий [1–4, 10].

В данной работе предлагается методика оценки кредитоспособности предприятия, разработанная с помощью нейросетевых технологий на основе известной методики Бивера. Она позволяет (с помощью имею-

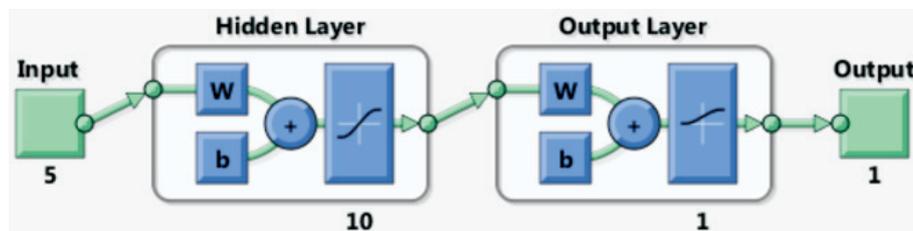
щегося статистического материала), как и методика Бивера, выделить три класса кредитоспособности: 1 класс – низкий уровень кредитоспособности (существует большая угроза банкротства предприятия), 2 класс – средний уровень кредитоспособности (предприятие с низким уровнем банкротства), 3 класс – высокий уровень кредитоспособности (финансово-устойчивое состояние предприятия). Принадлежность предприятия одному из 3-х классов определяются значениями коэффициентов:  $k_1$  – Бивера,  $k_2$  – текущей ликвидности,  $k_3$  – рентабельности активов,  $k_4$  – финансовой зависимости и  $k_5$  – долей собственных оборотных средств в активах.

При выборе архитектуры нейронной сети и метода её обучения использовался универсальный пакет Statistica Neural Networks (StatSoft, США). Очевидно, для формирования нейронной сети необходимо определить ее топологию, механизм обучения и процедуру тестирования. Кроме того,

для её обучения нужны входные данные – выборка компаний с достоверной финансовой отчетностью.

На основе обработки статистического материала был сделан вывод: при формировании нейронной сети в рассматриваемом

случае (количественный анализ банками кредитоспособности предприятий) наиболее привлекательными являются архитектура трёхслойного персептрона и обучающий алгоритм обратного распространения (рисунок).



Архитектура трёхслойного персептрона нейронной сети

На рисунке представлена архитектура трёхслойного персептрона, первый слой которого называется входным, последующие – внутренними или скрытыми, последний – выходным. Поэтому и нейроны могут быть входными, скрытыми и выходными. Входной слой образован входными нейронами (input), которые получают данные и распространяют их на входы нейронов скрытого слоя сети (hidden Layer). Выходные нейроны (output Layer), которые образуют выходной слой сети, выдают результаты работы нейронной сети (output). Этот тип нейронных сетей довольно хорошо исследован и описан в научной литературе [10]. Он был предложен в работе Rumelhart, McClelland (1986) [11] и подробно обсуждается почти во всех учебниках по нейронным сетям. Каждый элемент сети позволяет построить

взвешенную сумму входных величин, пропускает её через передаточную функцию и отправляет полученное значение на выход. Все элементы организованы в послойную топологию с прямой передачей сигнала. Такую сеть можно интерпретировать как модель «вход – выход», в которой веса и пороговые значения (смещения) являются свободными параметрами модели.

Для определения конфигурации предлагаемой нейронной сети и минимизации вычислительных ошибок использован алгоритм обратного распространения (back propagation) [5], который предполагает вычисление градиента поверхности ошибок. Этот вектор указывает направление кратчайшего спуска по поверхности из заданной точки в точку минимума. Параметры конфигурации предлагаемой сети представлены в табл. 1.

Таблица 1

Параметры трёхслойной нейронной сети

Общие параметры	Параметры скрытого слоя	Параметры выходного слоя
Количество узлов во входном слое: 5	Коэффициент обучения: 0,25	Коэффициент обучения: 0,01
Число узлов в скрытом слое: 10	Коэффициент инерции: 0,6	Коэффициент инерции: 0
Число узлов в выходном слое: 1	Затухание: 0	Затухание: 0
Алгоритм обучения: Обратное распространение		
Функция активации: Сигмоидальная		

При построении трёхслойной нейронной сети используются параметры из табл. 1. В процессе её обучения точность вычисления указанных (в табл. 1) параметров определяется способностью этой сети к качественному обучению. Параметрами входного слоя сети являются коэффициенты  $k_i$ ,  $i = 1, \dots, 5$ , описанные выше, значение единственного параметра выходного слоя совпадает с показателем финансовой состоятельности предприятия. В качестве акти-

вационной функции была выбрана сигмоидальная функция:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}},$$

где  $x$  – выходное значение сумматора нейрона;  $a$  – некоторая константа, которая определяет «крутизну» функций и выбирается разработчиком сети (на практике значение  $a$  обычно полагают равным 1).

Таким образом, предлагаемая модель финансового состояния предприятия, позволяющая оценить его кредитоспособность, представляет собой многослойный персептрон (MLP), в котором входной сигнал преобразуется в выходной, проходя последовательно через несколько внутренних слоев. Обучающий набор данных поступает из базы данных, содержащей информацию о предприятии, с её помощью вычисляются коэффициенты:  $k_1$  – Бивера,  $k_2$  – текущей ликвидности,  $k_3$  – рентабельности активов,  $k_4$  – финансовой зависимости и  $k_5$  – долей собственных обо-

ротных средств в активах. На основе анализа значений этих коэффициентов построенная модель определяет финансовое состояние исследуемого предприятия.

**Пример 1.** Приведем конкретный пример использования описанной выше модели нейронной сети. Используя бухгалтерский баланс предприятия ОАО «Ленмолоко» [8] за последние двенадцать лет (2000–2011 г.), вычислим «вручную» показатели Бивера (табл. 2) и будем использовать их для сравнения с такими же показателями, вычисленными с помощью нейронной сети.

**Таблица 2**

Значения показателей Бивера и финансового состояния предприятия ОАО «Ленмолоко»

Показатель	Коэффициент Бивера, $k_1$	Коэффициент текущей ликвидности, $k_2$	Рентабельность активов, $k_3$	Коэффициент финансовой зависимости, $k_4$	Доля собственных оборотных средств в активах, $k_5$	Состояния банкротства предприятия
2000 г.	1,46	0,36	0,06	0,36	1,56	Пять лет до банкротства
2001 г.	0,95	1,64	0,20	0,76	0,80	Благополучное
2002 г.	2,05	1,25	0,05	0,45	0,90	Пять лет до банкротства
2003 г.	1,25	0,06	0,09	0,60	0,64	Благополучное
2004 г.	0,50	0,10	0,10	0,40	0,04	Пять лет до банкротства
2005 г.	0,11	0,99	0,03	0,36	0,06	Пять лет до банкротства
2006 г.	0,60	0,89	0,02	0,40	0,02	Пять лет до банкротства
2007 г.	0,65	2,05	0,24	0,37	0,39	Пять лет до банкротства
2008 г.	0,31	2,49	0,11	0,36	0,53	Благополучное
2009 г.	0,43	2,97	0,13	0,29	0,58	Благополучное
2010 г.	1,27	0,55	0,70	0,55	-0,25	Пять лет до банкротства
2011 г.	2,19	0,24	0,90	0,41	-0,31	Благополучное

Обратим внимание, что в течение рассматриваемого периода предприятие находится чаще в состоянии «пять лет до банкротства», то есть его состояния нестабильно.

Построим десять различных моделей нейронной сети и выбираем наилучшую среди них (табл. 3).

**Таблица 3**

Различные модели нейронной сети, описывающей финансовое состояние предприятия ОАО «Ленмолоко»

Summary of active networks (Лист1 in Dannie-0611)								
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Validation perf.	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
1	MLP 5-8-2	60,00000	100,0000	100,0000	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
2	MLP 5-7-2	70,00000	100,0000	100,0000	BFGS 2	Entropy	Tanh	Softmax
3	MLP 5-7-2	70,00000	100,0000	100,0000	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
4	MLP 5-3-2	70,00000	100,0000	100,0000	BFGS 5	Entropy	Tanh	Softmax
5	MLP 5-9-2	70,00000	100,0000	100,0000	BFGS 4	SOS	Tanh	Tanh
6	MLP 5-5-2	60,00000	100,0000	0,0000	BFGS 1	Entropy	Tanh	Softmax
7	MLP 5-5-2	70,00000	100,0000	100,0000	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
8	MLP 5-5-2	60,00000	100,0000	0,0000	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
9	MLP 5-5-2	60,00000	100,0000	100,0000	BFGS 6	Entropy	Tanh	Softmax
10	MLP 5-5-2	80,00000	100,0000	100,0000	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax

Проанализировав табл. 3, можно сделать вывод: из десяти моделей сети наилучшей является десятая модель, так как её значения

обучающей и контрольной производительностей больше, чем у других моделей. Из MLP модели (многослойный персептрон –

5-5-2), найдем матричную ошибку (табл. 4). Она указывает число правильно и непра-

вильно проведенных классификаций финансового состояния ОАО «Ленмолоко».

Таблица 4

Матричная ошибка MLP (многослойный перцептрон – 5-5-2) модели сети, описывающей финансовое состояние предприятия ОАО «Ленмолоко»

	Состояния банкротства предприятия (Classification summary)			
	Samples: Train			
		"Благополучно"	"Пять лет до банкротства"	Все ("Благополучно", "Пять лет до банкротства")
10.MLP 5-5-2	Total	4,00000	6,00000	10,00000
	Correct	3,00000	5,00000	8,00000
	Incorrect	1,00000	1,00000	2,00000
	Correct (%)	75,00000	83,33333	80,00000
	Incorrect (%)	25,00000	16,66667	20,00000

В матрице ошибок для каждого класса наблюдений приводится количество наблюдений, отнесенных сетью к этому и другим классам. В данном случае модель разбила десять наблюдений обучающей выборки (см. табл. 4) по двум классам («благополучно» и «пять лет до банкротства»). Согласно табл. 4, 80% наблюдений (состояния предприятия) классифицировано верно, а 20% классифицировано

ошибочно. Это указывает на то, что сеть хорошо (качественно) обучилась. Нейронная сеть позволяет также определить важнейшие входные показатели сети. В табл. 5 приведена степень значимости каждого показателя в данной сети. Это позволяет эксперту обратить внимание на более важные показатели, помогающие правильно оценить кредитоспособность рассматриваемого предприятия.

Таблица 5

Анализ чувствительности MLP (многослойный перцептрон – 5-5-2) модели показателей предприятия ОАО «Ленмолоко»

	Sensitivity analysis (Лист1 in Dannie-0711)				
	Samples: Train				
Networks	Коэффициент Бивера, $k_1$	Коэффициент текущей ликвидности, $k_2$	Рентабельность активов, $k_3$	Коэффициент финансовой зависимости, $k_4$	Доля собственных оборотных средств в активах, $k_5$
10.MLP 5-5-2	1,053286	1,369976	1,960968	2,123597	1,033581

Из табл. 5 следует, что коэффициент финансовой зависимости  $k_4$  является наиболее значимым при определении кредитоспособности предприятия ОАО «Ленмолоко», так как его величина чувствительности выше, чем у остальных коэффициентов (чувствительность каждого коэффициента дает представление о его влиянии на выход нейронной сети).

По результатам обучения нейронной сети проводилось сравнение целевого (target) и выходного (Output) значений обученной модели сети с помощью тестовой (Validation) и обучающей (Train) подвыборок. В результате была сгенерирована табл. 6.

Из табл. 6 следует, что выводы о финансовом состоянии предприятия (по годам), сделанные с помощью предлагаемой модели, незначительно отличаются от выводов, представленных в табл. 2. Это подтверж-

дает качественный прогноз финансового состояния ОАО «Ленмолоко», полученный с помощью нейронной сети.

С помощью обученной нейронной сети были вычислены показатели Бивера. Для 2011 г. они равны:  $k_1 = 2,19$ ,  $k_2 = 0,24$ ,  $k_3 = 0,90$ ,  $k_4 = 0,41$ ,  $k_5 = -0,31$  (табл. 7)

Используя значения коэффициентов  $k_i$ ,  $i = 1, \dots, 5$ , был сделан вывод о финансовом состоянии предприятия в 2011 году (см. табл. 7): предприятие **ОАО «Ленмолоко»** находится в состоянии «пять лет до банкротства» (что полностью согласуется с выводами из табл. 2).

Сравнение результатов, полученных с помощью нейросетевого анализа, с оценками, полученными по методике У. Бивера, позволяет заключить: с помощью предложенной методики можно получить достаточно надежное заключение о кредитоспособности предприятия.

Таблица 6

Прогноз выходного параметра MLP (многослойный перцептрон – 5-5-2) модели финансового состояния предприятия ОАО «Ленмолоко»

Predictions spreadsheet for Состояния банкротства предприятия Samples: Train, Validation			
Case name	Sample	Возможность банкротства предприятия Target	Возможность банкротства предприятия - Output 10. MLP 5-5-2
2000 г.	Train	пять лет до банкротства	пять лет до банкротства
2001 г.	Train	благополучно	благополучно
2002 г.	Train	пять лет до банкротства	пять лет до банкротства
2003 г.	Train	благополучно	благополучно
2004 г.	Train	пять лет до банкротства	пять лет до банкротства
2005 г.	Validation	пять лет до банкротства	пять лет до банкротства
2006 г.	Train	пять лет до банкротства	пять лет до банкротства
2007 г.	Train	пять лет до банкротства	благополучное
2008 г.	Train	благополучно	благополучно
2010 г.	Train	пять лет до банкротства	пять лет до банкротства
2011 г.	Train	благополучно	пять лет до банкротства

Таблица 7

Прогноз значений выходного параметра MLP модели (многослойный перцептрон – 5-5-2)

Custom predictions spreadsheet						
Cases	10.Состояния банкротства предприятия_(t)	Коэффициент Бивера,	Коэффициент текущей ликвидности,	Рентабельность активов	Коэффициент финансовой зависимости	Доля собственных оборотных средств в активах
1	пять лет до банкротства	2,19	0,24	0,90	0,40	-0,31

**Список литературы**

1. Бамаджо В. Оценка кредитоспособности предприятий – заемщиков России и Мали // Известия кубанского государственного университета. Естественные науки. – 2013. – Вып. № 1 (2). – С. 57–61.
2. Бамаджо В. Основные аспекты оценки кредитоспособности предприятий – заемщиков России и Мали // Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований. – 2013. – № 1. – С. 139–140.
3. Бамаджо В., Семенчин Е.А. Меры нечеткости множеств, порождаемых моделью Альтмана // Фундаментальные исследования. – 2013. – № 1. – С. 750–753.
4. Бамаджо В., Семенчин Е.А. Определение рисков в методике бивера оценки финансового состояния предприятия / В. Бамаджо, Е.А. Семенчин // Тенденции и перспективы: Материалы международной научно-практической конференции. Сочи, 24/01 – 26/01. 2013 г. – С. 23–24.
5. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения / Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко. – Х.: ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 362 с.
6. Дебок Г., Кохонен Т. Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт: пер. с англ. – М.: Издательский дом «Альпина», 2001. – 230 с.
7. Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его приложения в экономике и бизнесе. – М.: МИФИ, 1998. – 222 с.
8. Открытое Акционерное Общество «Ленмолоко»: [Электронный ресурс]. – Режим доступа: URL: <http://www.len-moloko.spb.ru/documents/balance.html/>. (Дата обращения: 01.10.2013).
9. Пешанская И.В. Краткосрочный кредит: теория и практика. – М.: Изд-во «Экзамен», 2003. – 320 с.
10. Семенчин Е.А., Войтюк А.В., Бараненко Ф.Ф. Нейросетевое моделирование прогноза уровня воды на горно-равнинных реках // Экологические системы и приборы. – М.: Научтехиздат, 2010. – № 11. – С. 61–64.
11. Rumelhart D.E. Learning representations of back-propagation errors / D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams // Nature. – 1986. – Vol. 323. – P. 533–536.

**References**

1. Bamadio V. Credit rating companies of borrowers in Russia and Mali // Izvestia the Kuban State University. Natural sciences. Issue. no. 1 (2). 2013. pp. 57–61.

2. Bamadio V. Main aspects of the credit rating companies of borrowers in Russia and Mali // International Journal of applied and fundamental research. 2013. no. 1. pp. 139–140.
3. Bamadio V., Semenchin E.A. Measures of fuzzy sets generated by model altman // Fundamental research. 2013. no. 1. pp. 750–753.
4. Bamadio V., Semenchin E.A. Identification of risks in the methodology beaver assessment of the financial condition of the enterprise / V. Bamadio, E.A. Semenchin // Rends and Prospects: Proceedings of the international scientific-practical conference. Sochi, 24/01 26/01. 2013 pp. 23–24.
5. Bodyanskiy E.V., Rudenko O.G. Artificial neural networks: architecture, training, application / E.V. Bodyanskiy, O.G. Rudenko // H: TELETEH. 2004, 362 p.
6. Debok G., Kohonen T. The analysis of financial data using self-organizing maps: Per. from Eng. M: Publishing House «Alpina», 2001. 230 p.
7. Ezhov A.A., Shumsky S. A. Neurocomputing and its applications in Economics and business. M: MEPhi, 1998. 222 p.
8. Corporation public 'Lenmoloko' [Electronic resource] // Access mode: URL: <http://www.len-moloko.spb.ru/documents/balance.html/>. (Date of access: 01.10.2013).
9. Eschanskaya I.V. Short-term loan: Theory and Practice. M: Pub House «Exam», 2003. 320 p.
10. Semenchin E.A., Voytyuk A.V., Baranenko F.F. Neural network modeling forecast water levels on mountain rivers of the plains / Environmental Systems and Devices. M.: Nauchtehizdat 2010. no. 11. pp. 61–64.
11. Rumelhart D.E. Learning representations of back-propagation errors / D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams // Nature. 1986. Vol. 323. pp. 533–536.

**Рецензенты:**

Попова Е.В., д.э.н., к.ф.-м.н., профессор, заведующая кафедрой информационных систем, ФГБОУ ВПО «Кубанский государственный аграрный университет», г. Краснодар;  
 Уртенев М.А.Х., д.ф.-м.н., профессор, заведующий кафедрой прикладной математики, ФГБОУ ВПО «Кубанский государственный университет», г. Краснодар.

Работа поступила в редакцию 19.12.2013.