

УДК 303.732.4

**А. А. Халафян**, д-р тех. наук, доцент кафедры прикладной

математики КубГУ, **Е. Ю. Пелипенко**

(Кубанский государственный университет, Краснодар)

## **ОЦЕНКА ФИНАНСОВОГО СОСТОЯНИЯ ПРЕДПРИЯТИЯ НА ОСНОВЕ МЕТОДА НЕЙРОННЫЕ СЕТИ**

*Приведена проблема определения финансового состояния предприятий, являющаяся актуальной как для отдельных кредитных организаций, так и для всей банковской системы страны в целом. Предложена методика решения этой проблемы на основе нейронных сетей. Разработан программный модуль, позволяющий по значениям экономических показателей классифицировать предприятия по уровням риска неплатёжеспособности.*

**Ключевые слова:** нейронные сети, функция активации, логистическая функция, многослойный персептрон, контрастирование, метод градиентного спуска.

# THE ASESSMENT OF RUSSIAN INTEPRISE'S FINANCIAL SITUSTION BY USING THE NEURAL NETWORK METHOD.

Halaphyan A.A., professor

Vasileva E.Y., graduate student,

Kuban State University, Krasnodar city

## Abstract

Now days there are an urgency problem of enterprises non-payment risk for credit institutions and banking system at all. In this work we present methodology which solves this problem by using neural network method. There was created program module, which afford to define financial situation of any enterprise according to value of their financial indices.

**Keywords:** neural network, activation function, logistic function, multilayer perseptron, contrast method, gradient descent method.

Современные условия выдачи денежных средств кредитными организациями характеризуются высокой степенью информационной неопределённости заёмщиков. Для кредитных организаций важно получение достоверной оценки финансового благополучия клиента в условиях ограниченной информации, что является достаточно сложной задачей.

Существующие методы, описанные в работе [1], являются неустойчивыми к вариациям исходных данных, изменчивых как во времени, так и в пространстве.

Наиболее удачным методом решения проблемы информационной неопределённости является использование метода комплексного финансового анализа предприятий [2], в основу которого легли 16 устойчивых во времени и пространстве экономических показателей. Классические статистические методы классификации, например, дискриминантный анализ эффективен при выполнении определённых теоретических предположений о выборочном распределении и характере построенных моделей. Когда же не «работают» традиционные методы, нейронные сети, по мнению многих исследователей [3], дают вполне приемлемый результат, так как работают с любыми данными и воспроизводят сложные нелинейные взаимосвязи.

В качестве показателей рассмотрены 16 параметров экономической деятельности предприятий, образующих четыре группы [2]:

показатели рентабельности:  $R1$  – общая рентабельность;  $R2$  – рентабельность активов;  $R3$  – рентабельность собственного капитала;  $R4$  – рентабельность продукции;  $R5$  – рентабельность оборотных активов;

показатели ликвидности и платёжеспособности:  $L1$  – быстрый коэффициент ликвидности;  $L2$  – коэффициент покрытия запасов;  $P1$  – текущий коэффициент ликвидности;

показатели деловой активности:  $A2$  – оборачиваемость активов;  $A4$  – оборачиваемость кредиторской задолженности;  $A5$  – оборачиваемость дебиторской задолженности;  $A6$  – оборачиваемость запасов;

показатели финансовой устойчивости:  $F1$  – коэффициент финансовой зависимости;  $F2$  – коэффициент автономии собственных средств;  $F3$  – обеспеченность запасов собственными оборотными средствами;  $F4$  – индекс постоянного актива.

Для построения нейронной сети использована виртуальная база клиентов (ВБК) [1], включающая данные 1250 предприятий пяти уровней риска (по 250 предприятий для каждого уровня): очень высокого; высокого; среднего; низкого; очень низкого. ВБК поделена на две выборки: обучающую (1000 предприятий) и тестовую (250 предприятий), соответственно, по 200 и 50 каждого уровня риска.

При построении классификатора на основе нейронной сети решены задачи выбора подходящего алгоритма обучения сети, функции активации, топологии сети, числа элементов и структуры связей; оценки качества работы сети.

Для построения нейронной сети использовали модуль Neural Networks программы Statistica 6.1. Строилась сеть при критерии обучения – минимизация квадратичной ошибки с использованием градиента оценки, который вычислялся методом двойственности, а именно, методом обратного распространения ошибки [3]. В качестве функций активации и

ошибки приняты логистическая и среднеквадратичная функции. Для определения минимального числа нейронов и структуры сети, обеспечивающих устойчивую работу системы, использовали процедуру контрастирования. В результате, выбран тип сети (многослойный персептрон). Архитектура построенной сети представлена на рис. 1.

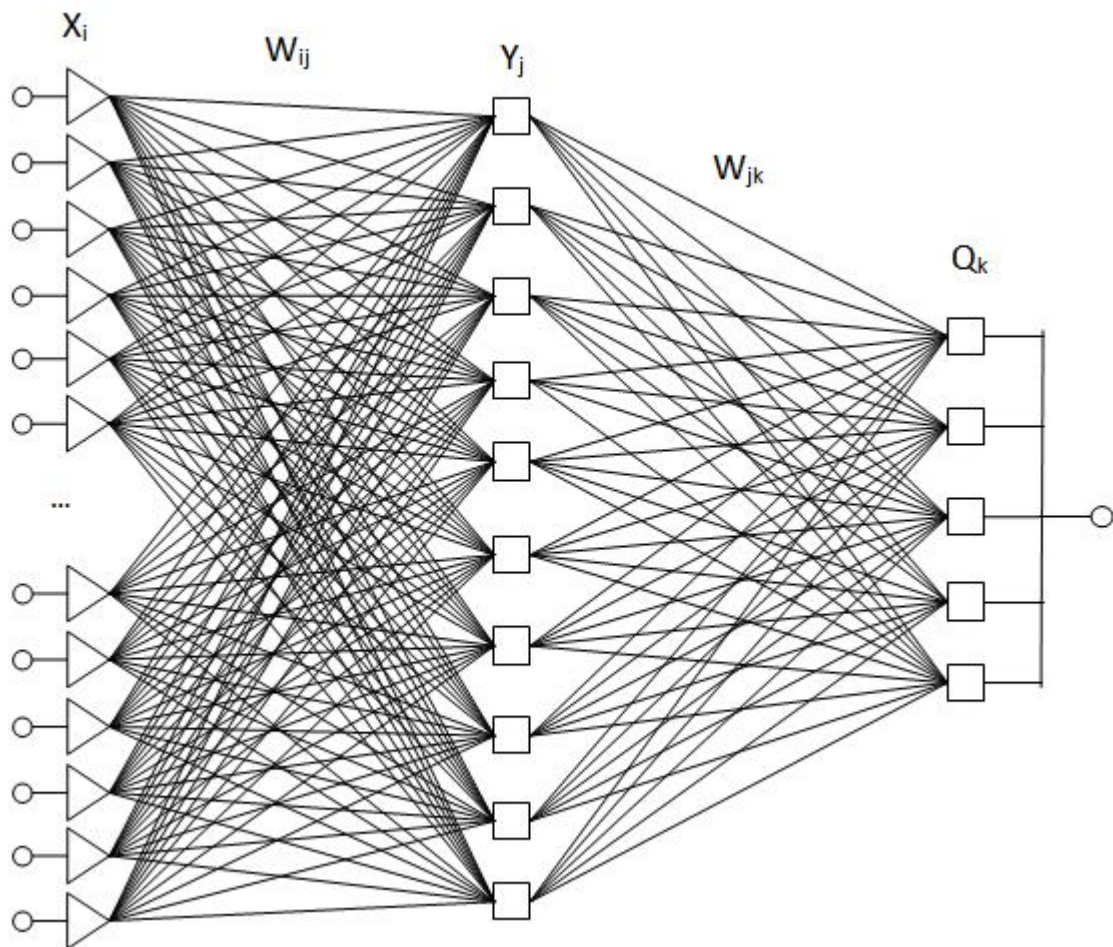


Рисунок 1. – Архитектура нейронной сети

Число слоев в сети 3, промежуточный слой  $Y_j$  содержит 10 элементов ( $j = 10$ ). На первом слое  $X_i$  16 нейронов, соответствующих финансовым показателям предприятия ( $i = 16$ ):  $L1, L2, P1, F1, F2, F3, F4, R1, R2, R3, R4, R5,$

A2, A4, A5, A6; на последнем 5, выходной элемент  $Q_k$ , ( $k = 5$ ). Построение нейронной сети сопровождалось тестированием с помощью тестовой выборки из 250 клиентов.

Свойства модуля Neural Networks позволяют классифицировать наблюдение тестовой выборки с соответствующими уровнями доверия для различных классов (табл. 1), которые представляются уровнями активации выходных нейронов, относящимся к этим классам. Данные значения являются доверительными оценками для выходных классов.

В табл. 1 в качестве примера указаны уровни доверия предприятий тестовой выборки под номерами 1001, 1051, 1101, 1151, 1201 в общем списке нумерации сгенерированной базы [1].

Таблица 1 –Уровни доверия пяти предприятий тестовой выборки.

№ в ВБК	Класс	Предсказанный класс	Очень высокий риск	Высокий риск	Средний риск	Низкий риск	Очень низкий риск
1001	Очень высокий риск	Очень высокий риск	0,945725	0,053000	0,012989	0,017910	0,001270
1051	Высокий риск	Высокий риск	0,042899	0,921663	0,053808	0,004404	0,000881
1101	Средний риск	Средний риск	0,000078	0,045421	0,934618	0,050065	0,029339
1151	Низкий риск	Низкий риск	0,000132	0,002450	0,074911	0,928074	0,031990
1201	Очень низкий риск	Очень низкий риск	0,000168	0,004001	0,000348	0,055925	0,960845

	риск						
--	------	--	--	--	--	--	--

Доверительные значения нельзя интерпретировать как оценки вероятностей. Если они выходят за пределы пороговых значений (класс не предсказан), то уровни активации отражают не вероятность принадлежности к классу, а меру ошибки классификации. Для всех предприятий тестовой выборки доверительные значения не больше нижнего предела или не меньше верхнего. Это значит, что уровни доверия отражают принадлежность предприятия к уровням риска неплатёжеспособности.

Для оценки меры производительности сети проанализированы значения статистики классификации.

В табл. 2 приведены сведения о том, сколько предприятий каждого класса было классифицировано правильно, неправильно, и сколько не классифицировано, а также приводится информация об ошибках классификации.

Таблица 2 – Результаты классификации

Классификация	Очень высокий риск, шт.	Высокий риск, шт.	Средний риск, шт.	Низкий риск, шт.	Очень низкий риск, шт.
Всего	250	250	250	250	250
Правильно	250	250	250	250	250
Ошибочно	0	0	0	0	0
Неизвестно	0	0	0	0	0

% правильных	100	100	100	100	100
% ошибочных	0	0	0	0	0
% неизвестно	0	0	0	0	0

Статистика выдаётся отдельно для обучающей и тестовой выборок. В верхней части таблицы можно увидеть суммарные статистики (общее число предприятий в каждом классе, число классифицированных правильно, ошибочно и неизвестно), а в нижней части – кросс-результаты классификации в % (какой процент предприятий из данного столбца был отнесён к данной строке). Из табл. 2 следует, что процент правильно классифицированных предприятий для каждого из пяти классов равен 100, что говорит о качестве построенной модели.

После создания и тестирования нейронной сети создан программный модуль в среде программирования Statistica Visual Basic (SVB), позволивший автоматизировать процесс классификации реально существующего предприятия при помощи обученной сети.

Рассмотрим работу программы на примере анализа платежеспособности некоторого предприятия за I кв. 2011 г.

Стартовым окном программы является окно выбора способа ввода данных (рис. 2).



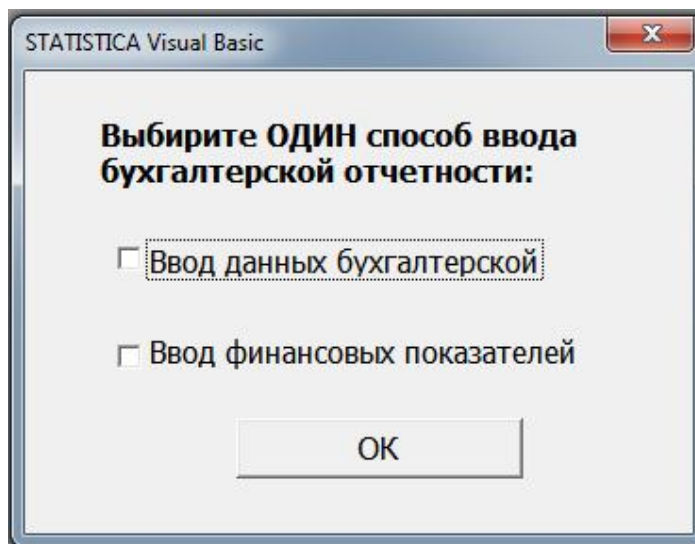


Рисунок 2. – Стартовое окно программы

Можно ввести как показатели финансово-экономического состояния исследуемого предприятия (рис. 3), так и данные бухгалтерской отчетности (рис. 4).

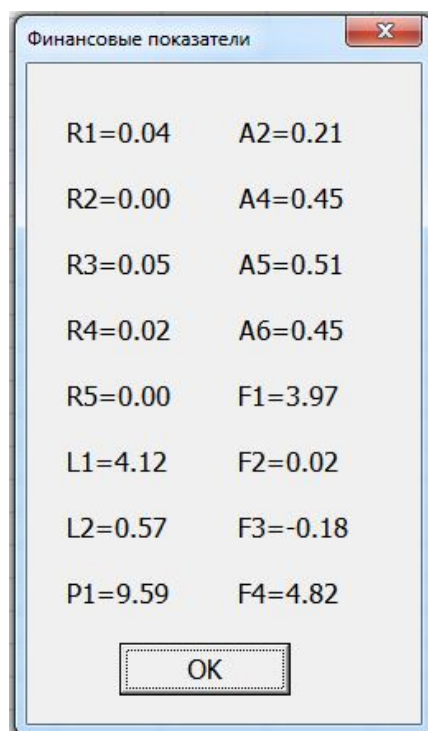


Рисунок 3 – Окно значений финансово-экономических показателей

Ввод бухгалтерской отчетности					
Внеоборотные активы (итого) Ф1 стр.190	12595	Задолженность участников по взносам в уставной капитал Ф1 стр.0	0	Себестоимость запасов (себестоимость проданных товаров, продукции, работ, услуг Ф2 стр. 020)	21170
Запасы на начало отчетного периода Ф1 стр. 210	39596	Собственные акции, выкупленные у акционеров Ф1 стр.252	0	Коммерческие расходы Ф2 стр.030	0
Запасы на конец отчетного периода Ф1 стр.210	54130	Балансовая прибыль (нераспределенная) Ф1 стр.470	1605	Управленческие расходы Ф2 стр.040	0
НДС входной (по приобретенным ценностям) Ф1 стр.220	2530	Капитал и резервы (итого) Ф1 стр.490	2615	Прибыль от продаж Ф2 стр.050	456
Дебиторская задолженность, платежи по которой ожидаются более, чем через 12 мес. Ф1 стр. 230	0	Долгосрочные обязательства (итого) Ф1 стр.590	0	Доходы от участия в других организациях Ф2 стр.080	0
Дебиторская задолженность, платежи по которой ожидаются в течение 12 мес. Ф1 стр. 240	42625	Краткосрочные займы и кредиты Ф1 стр.610	26266	Прочие внереализационные доходы Ф2 стр.120	0
Оборотные активы (итого) на начало отчетного периода Ф1 стр.290	75726	Доходы будущих периодов Ф1 стр. 640	0	Чистая прибыль отчетного периода Ф2 стр.190	118
Оборотные активы (итого) на конец отчетного периода Ф1 стр.290	99389	Краткосрочные обязательства (итого) на начало отчетного периода Ф1 стр.690	86806	Прочие операционные доходы Ф2 стр.090	14194
Балансовая стоимость активов на начало отчетного периода Ф1 стр.300	89389	Краткосрочные обязательства (итого) на конец отчетного периода	109369	Долгосрочная дебиторская задолженность Ф5	42625
Балансовая стоимость активов на конец отчетного периода Ф1 стр.300	111984	Выручка от продажи товаров за минусом НДС Ф2 стр.010	21626	Налог на добавленную стоимость, акцизов и др. обязательств	0
Целевые финансирование и поступления Ф1 стр.460	0				

OK

Рисунок 4. – Окно ввода бухгалтерской отчетности предприятия

На рис. 5 представлено окно вывода архитектуры построенной нейронной сети. Интенсивность окраса нейронов соответствует их активациями, показывая визуальную индикацию активности сети. Видно, что на выходном слое положительная активация только у одного нейрона (темный окрас), который и определяет уровень очень высокий риск.

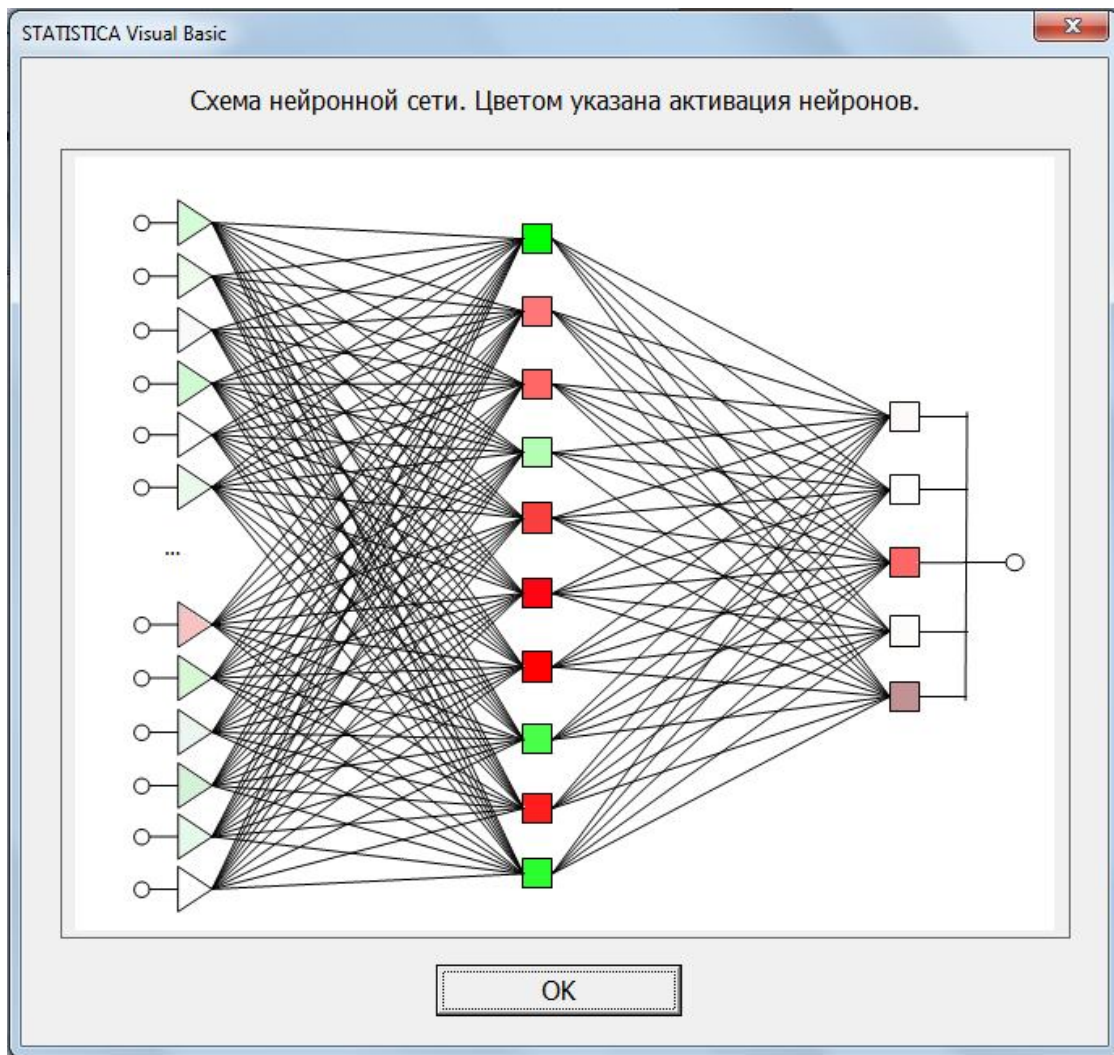


Рисунок 5. – Окно вывода архитектуры нейронной сети

На рис. 6 отображено окно вывода результатов, содержащее доверительные уровни отношения анализируемого предприятия к каждому из пяти классов риска.

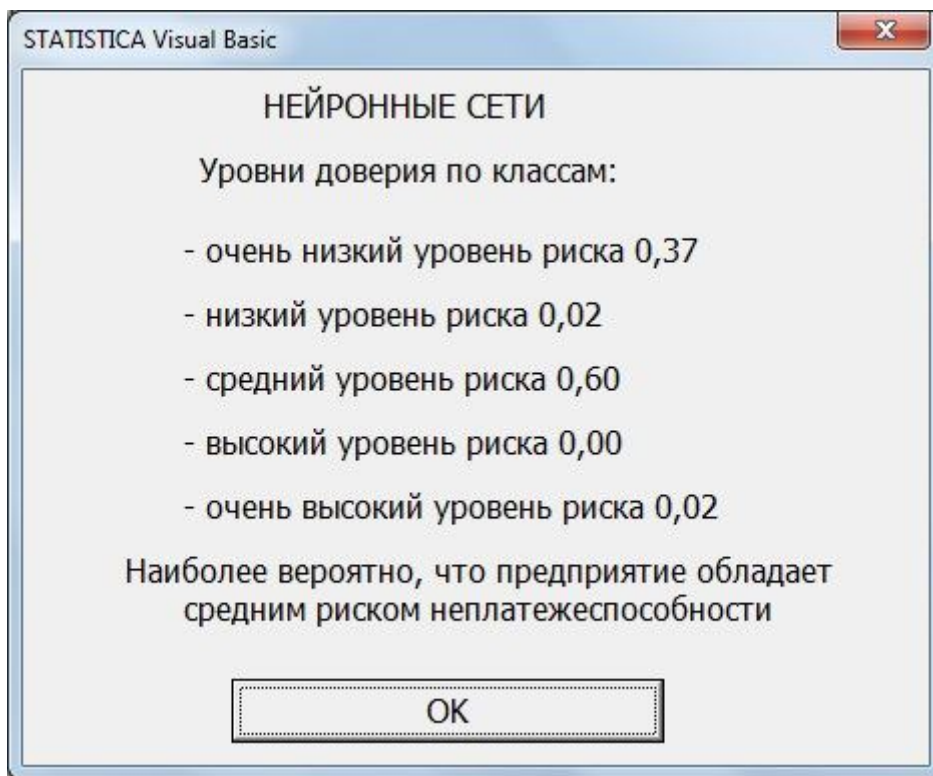


Рисунок 6. – Окно вывода доверительных уровней

Уровень доверия того, что предприятие относится к классу средний уровень риска, равен 0,6. Для лица, принимающего решение, это послужит основанием для отказа в выдаче денежных средств.

Созданный программный модуль анализа финансового состояния предприятия позволяет определить уровень риска платёжеспособности предприятий на основе нейронных сетей. От пользователя не требуется специальных знаний в области современных технологий анализа данных, так как программа обладает простым интерфейсом, состоящим из окон ввода и вывода данных. Метод не накладывает каких-либо ограничений на структуру данных, характеризующих экономическое состояние предприятия.

## Библиографический список

1. Шевченко И.В., Халафян А.А., Васильева (Пелипенко) Е.Ю. Создание Виртуальной клиентской базы для анализа кредитоспособности российских предприятий // Финансы и кредит. – 2010. – №1. – С.13-18.
2. Недосекин А. О., Бессонов Д. Н., Лукашев А. В. Сводный финансовый анализ российских предприятий за 2000–2003 гг. — URL: <http://sedok.narod.ru/fa.html> (20.07.2012).
3. А.Н.Горбань Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей //Сибирский журнал вычислительной математики. – 1998. – Т.1, № 1. – С. 12-24.