

УДК 004.032.26:330.131.7

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ АНАЛИЗА СТАБИЛЬНОСТИ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СРЕДЫ

*Перетрухина В.В., Лобик В.Г., Путицкая И.И.*

*УО «Белорусский государственный экономический университет», г. Минск*

Уже сегодня искусственные нейронные сети используются в разнообразных областях: распознавание текста и речи, семантический поиск, экспертные системы и системы поддержки принятия решений, предсказание курсов акций, системы безопасности, предсказание банкротства предприятия, анализ текстов и другие.

Цель работы: изучить применение нейронных сетей для формализации процессов управления, рассмотреть непосредственные примеры. Для ее достижения были решены следующие задачи: выполнение обзора применения нейронных сетей; анализ применения нейронных сетей на конкретном примере предсказания банкротства предприятия.

Если в проблеме рейтингования задача нейросети - воспроизведение мнения экспертов о надежности корпорации, то нейросетевое предсказание банкротств основано на статистической обработке конкретных примеров банкротств. В такой постановке задача нейросети - самой стать экспертом, определяющим финансовую стабильность корпорации, основываясь исключительно на объективной информации - показателях финансовой отчетности. Обычно от нейросети требуется оценить вероятность банкротства через определенный промежуток времени (например, через год или через два года) по доступной на данный момент финансовой отчетности. В качестве входов используют финансовые индикаторы - отношения балансовых статей, наиболее полно отражающие определенные стороны финансового положения фирмы [2]. При желании можно повысить "подозрительность" нейросети, обеспечив точность выявления банкротов вплоть до 99% - за счет снижения требований к ошибкам второго рода (классификации нормальной фирмы как банкрота). Банкротства можно уверенно предсказывать за несколько лет до их фактического наступления, причем точность предсказания за два года практически не отличается от точности предсказания за год. Таким образом, неявные сигналы неблагополучия присутствуют в финансовой отчетности фирмы задолго до ее краха [1].

Для построения нейронной сети была разработана ее топология, определён механизм обучения и процедура тестирования. Кроме того, для обучения определены входные данные – выборка компаний с достоверной финансовой отчетностью и рассчитанные на ее основе коэффициенты. Наиболее привлекательным в данном случае представляется выбор трехслойного персептрона и алгоритма обратного распространения в качестве обучающего.

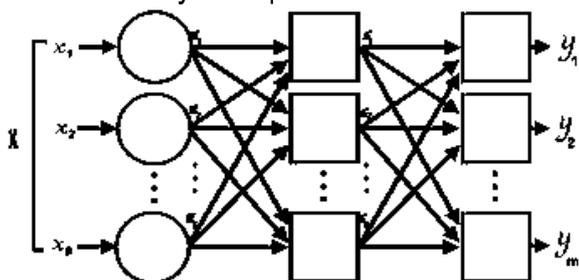


Рисунок 1 – Трехслойный персептрон

Таблица 1 – Конфигурация разработанной сети

Общие параметры	Параметры скрытого слоя	Параметры выходного слоя
Количество узлов во входном слое: 10	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 распр.		
Функция активации: сигмоидальная		

Точность подбора этих параметров определяет способность сети к обучению. Значение единственного узла выходного слоя – показатель финансовой состоятельности предприятия. Единичное значение соответствует состоянию банкротства, нулевое – полному финансовому благополучию. В качестве активационной функции выбрана сигмоидальная:

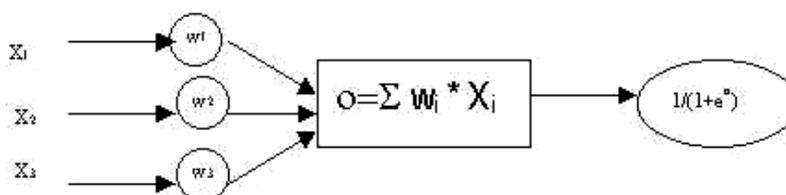


Рисунок 2 – Изображение сигмоидальной функции активации

В рассматриваемой задаче прогнозирования банкротства наряду с выбором модели и конфигурации важным моментом является сбор статистики по предприятиям. В качестве исходных данных взята финансовая отчетность 100 компаний (данные о 50 компаниях выступали в качестве данных для обучения, для тестирования модели 100 компаний были разбиты на 2 множества – обучающее множество и тестирующее множество). Деятельность организаций рассматривалась в период с 2004 по 2008 год, что позволило включить в модель влияние различных внешних факторов. Соотношение обанкротившихся и финансово устойчивых предприятий в выборке было оптимальным: 50/50, что является исключительно важным для корректности обучения нейронной сети. Если бы в исходных данных преобладали благополучные предприятия, сеть могла бы “подумать”, что высокую вероятность правильного прогноза легко получить простым предположением о том, что каждое предприятие жизнеспособно в рассматриваемом периоде [3], [2]. Для оценки правильности модели была собрана статистика по фирмам за 3 года до их банкротства и нейронная сеть обучена на данных финансовой отчетности каждого года. Целью теста было увидеть насколько хорошо модель прогнозирует состояние организации через год, через 2 года и через 3 года. На основании финансовой информации об оставшихся 50 предприятиях было сформировано тестирующее покрывающее множество, которое использовалось для оценки “обобщающей способности” модели. Были получены следующие результаты.

Таблица 2 – Корректность прогноза

	Обучающее множество			Тестирующее множество		
	Общий показ.	Для благоп. компаний	Для несост.	Общий показ.	Для благоп. компаний	Для несостоят.
Год 0	98%	100%	96%	88%	81%	96%
Год 1	88%	88%	88%	69%	58%	81%
Год 2	90%	100%	81%	62%	65%	58%

Как и ожидалось, модель показала высокие результаты для обучающего множества и значительно более низкие для тестирующего. Особенно интересным в анализе результатов прогнозирования для компаний из тестирующего множества представляется факт высокой вероятности предсказания банкротства в первые 2 года. Требуется дальнейшее исследование для определения причин этого явления [1].

В данной работе было представлено, каким образом нейронные сети способны помочь людям в генерации знаний, которые основывались бы на всех первоначальных данных. Исследования в области нейронных сетей в основном достаточно наглядны. По сравнению с другими вычислительными методами в статистике и науке они имеют значительные преимущества. Но они никогда не смогут полностью заменить людей в процессе решения задачи. Нейронные сети должны использоваться для обобщения данных, а не для определения, атрибуты и критерии которого весьма важны при сборе данных. Нейронные сети адаптивны по своей природе, они могут подражать решению проблемы человеком, но они не сообщат, какой из критериев решения задачи должен быть принят во внимание перед сбором данных. Также были рассмотрены различные методики анализа и оценки рисков. Нейронные сети не являются панацеей, во многих случаях более эффективным будет использование традиционных методов статистики. Несмотря на это, во многих областях управления рисками нейронные сети зарекомендовали себя как более рациональное решение.

### **Литература**

1. Короткий, С. Нейронные сети: алгоритм обратного распространения / С. Короткий. – 231 с.
2. Блум, Ф. Мозг, разум и поведение / Ф. Блум, А. Лейзерсон, Л. Хофстедтер. – М.: Мир, 1988. – 198 с.
3. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Ф. Уоссермен. – Мир, 1992. – 154 с.

УДК 004.8.032.26

## **НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД К АРХИВАЦИИ ФАЙЛОВ**

**Шевеленков В. В.**

*УО «Брестский государственный технический университет», г. Брест*

### **Введение**

На сегодняшний день известно множество методов архивации файлов. Большинство персональных компьютеров используют в повседневной работе такие приложения, как WinRAR и WinZip, которые позволяют пользователям сжимать файлы в меньшие по размеру архивы. Особенно сжатые файлы удобно передавать и скачивать с удаленных ПК и распределенных систем.

Каждый известный компрессионный метод характеризуется такими параметрами, как скорость и максимально достижимый коэффициент сжатия. Целью написания данной работы является создание алгоритма сжатия файлов с коэффициентом, недостижимым распространенными на сегодняшний день приложениями.