

В.Н. Бугорский, А.Г. Сергиенко

Использование нейронных сетей для моделирования прогноза котировок ценных бумаг

В современных условиях становления российского рынка ценных бумаг особую значимость приобретают исследования по моделированию прогнозов котировок ценных бумаг. Недавние колебания биржевых индексов, продолжающийся кризис ипотечного кредитования в США и другие потрясения рынка ценных бумаг показывают, что необходимость в данных исследованиях назрела. Как в России, так и в передовых развитых странах колебания этого рынка все менее зависят от политического влияния и влияния других нерыночных факторов, что подтверждает необходимость проведения объективных исследований в этой области. Научно-методические разработки по данной тематике могут быть полезны как для юридических, так и для физических лиц.

По мере возрастания зависимости российского рынка ценных бумаг от американского, европейского и азиатского рынков — а эта зависимость после вступления России в ВТО, размещения ценных бумаг ведущих российских фондовых игроков на мировых фондовых площадках, значительного роста притока инвестиционного капитала станет неизбежной — данная тема будет очень важной в схемах определения перспектив рынка, противодействия кризисным явлениям на рынке ценных бумаг.

Значительная часть населения Российской Федерации владеет ценными бумагами, а в последнее время под влиянием государства происходит «народное» размещение ценных бумаг, особенно акций крупных предприятий и организаций (ВТБ, Сбербанк и др.).

В связи с этим благодаря созданию модели прогноза котировок любой гражданин сможет принять решение как о совершении каких-либо действий с ценными бумагами, так и о своем желании вступить в рынок ценных бумаг.

Зная состояние и возможности рынка, физическое лицо — держатель ценных бумаг может планировать доходы и расходы,

прогнозировать свое финансовое будущее, принимать важные рыночные решения.

Модель прогноза котировок ценных бумаг поможет предприятиям и организациям определить перспективы рынка, его динамику, наиболее успешное и доходное направление деятельности. Кроме того, создание модели прогнозирования может предупредить о вероятных кризисных явлениях, предопределив спад котировок ценных бумаг на тех или иных рынках.

В конечном итоге, внедрение моделирования прогноза ценных бумаг может дать определенный экономический эффект, конкретную финансовую выгоду физическим и юридическим лицам.

Почему нейронные сети?

Несмотря на то что для моделирования прогнозов котировок ценных бумаг существует много эффективных методов, такое свойство моделей нейронных сетей, как *универсальность*, т. е. возможность их использования для всех типов ценных бумаг, определяет необходимость исследования в данной области и тщательного их изучения.

На протяжении многих лет ключевыми были методы моделирования прогнозов ко-

тировок ценных бумаг, основой которых является линейное программирование. Однако в задачах, где линейная аппроксимация неудовлетворительна, линейные модели работают плохо. В связи с этим важное значение приобретает возможность моделей нейронных сетей быть *нелинейными*, что весьма существенно при моделировании прогнозов.

Модели нейронных сетей относятся к интеллектуальным системам, они позволяют улучшить результаты благодаря самообучению. При этом от пользователя, конечно, требуются определенные теоретические знания о том, как следует подготавливать данные, выбирая нужную архитектуру сети, и интерпретировать полученные результаты. Однако минимально необходимый уровень знаний для использования модели нейронных сетей гораздо скромнее, чем, например, при использовании традиционных методов статистики.

Независимо от типа данных или специфики наблюдаемого явления модель нейронной сети является неким *абстрактным подходом* в отличие от традиционных. Обычно аналитик специально подготавливает данные для машины таким образом, чтобы она смогла решить поставленную задачу. В отличие от технического анализа, нейросетевой анализ не налагает ограничений на характер входной информации.

Кроме того, нейронные сети способны находить индикаторы и строить по ним оптимальную стратегию прогноза для типового экономического инструмента. Более того, эти стратегии могут быть адаптивными, меняясь вместе с рынком, что особенно важно для молодых, активно развивающихся рынков, в частности для российского.

Влияние случайных факторов колебания значений котировок ценных бумаг, вызванных непредсказуемыми изменениями экономической ситуации в целом, воздействия государства, а также других факторов предсказать практически невозможно. Кроме того, нужно учитывать область распределения возможных фактических значений коти-

ровок ценных бумаг, а также ряда других факторов, которые будут находиться в определенном интервале, гарантирующем определенную вероятность прогноза.

Нейронные сети обратного распространения — это современный инструмент моделирования, позволяющий эффективно решать задачи поиска закономерностей, прогнозирования, качественного анализа с учетом указанных особенностей.

Описание модели

Для построения модели прогноза используется нейронная сеть, состоящая из трех блоков (рис. 1):

- 1) входные данные;
- 2) вычислительный и анализирующий блок;
- 3) выходные данные.

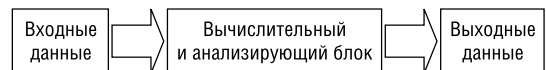


Рис. 1. Блок-схема модели нейронной сети

Входные данные представляют собой выборку, элементы которой содержат следующую информацию:

- данные о котировках ценных бумаг;
- период для анализа значений котировок;
- различного рода корреляционные показатели взаимодействия ценных бумаг;
- неэкономические составляющие, влияющие на изменение значений котировок;
- другая информация, необходимая для построения модели.

В вычислительном и анализирующем блоке происходят все вычислительные, корректирующие и анализирующие процессы обработки входной выборки. Рассчитанные нейронной сетью показатели подаются в выходные данные, которые необходимы аналитику для принятия каких-либо решений.

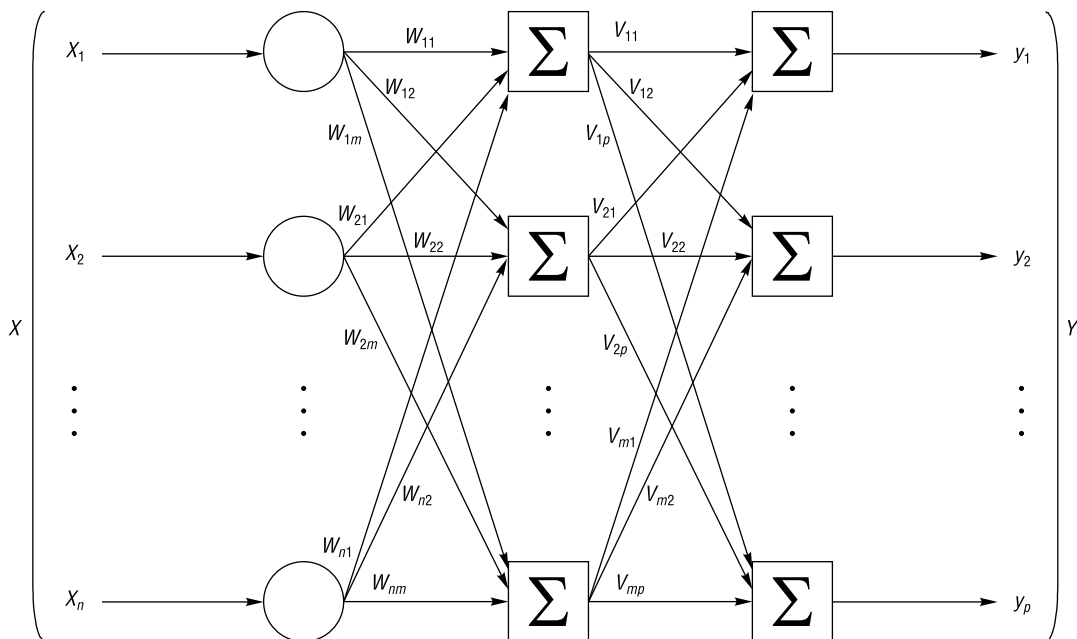


Рис. 2. Модель нейронной сети обратного распространения

Рассмотрим подробнее схему работы модели нейронной сети обратного распространения (рис. 2).

Матрицу весовых коэффициентов от входов обозначим W , матрицу весовых коэффициентов, следующих за слоем W , — V . Для индексов примем следующие обозначения: входы будем нумеровать только индексом i , следующий за i -м слой — индексом j , а выходы — соответственно индексом k . Число входов сети равно n , число нейронов в следующем за n слое — m , число нейронов в выходном слое — p .

Сеть обучается на выборке

$$(X^t, D^t), t = \overline{1, T},$$

где $X^t = x_1^t, x_2^t, \dots, x_n^t$ — примеры входных образов;

$D^t = d_1^t, d_2^t, \dots, d_n^t$ — примеры выходных образов;

T — количество входных образов.

При обучении нейронной сети ставится задача минимизации целевой функции ошибки, которая находится по методу наименьших квадратов:

$$E(W, V) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p (y_k - d_k)^2,$$

где y_k — полученное реальное значение k -го выхода нейросети при подаче на нее одного из входных образов обучающей выборки;

d_k — требуемое (целевое) значение k -го выхода для этого образа.

Обучение нейросети производится известным оптимизационным методом градиентного спуска, т. е. на каждой итерации изменение веса производится по формулам:

$$w_{ij}^{N+1} = w_{ij}^N - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, v_{jk}^{N+1} = v_{jk}^N - \alpha \frac{\partial E}{\partial v_{jk}},$$

где α — параметр, определяющий скорость обучения;

N — число итераций при обучении нейронной сети.

В качестве активационной функции в сети обратного распространения обычно используется логистическая функция $f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$,

где s — взвешенная сумма входов нейрона.

Эта функция удобна для вычислений в градиентном методе, так как имеет простую производную:

$$f'(s) = \frac{e^{-s}}{(1 + e^{-s})^2} = f(s)(1 - f(s)).$$

Функция ошибки в явном виде не содержит зависимости от весовых коэффициентов v_{jk} и w_{ij} , поэтому для вычисления производных $\frac{\partial E}{\partial v_{jk}}$, $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$ воспользуемся формулами дифференцирования сложной функции:

$$\frac{\partial E}{\partial v_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial s_k} \frac{\partial s_k}{\partial v_{jk}},$$

где s_k — взвешенная сумма входных сигналов k -го нейрона выходного слоя.

Обозначим y_j^c — значение выхода j -го нейрона скрытого слоя. Тогда

$$s_k = \sum_{j=1}^m v_{jk} y_j^c;$$

$$\frac{\partial s_k}{\partial v_{jk}} = y_j^c.$$

Так как $y_k = f(s_k)$, то $\frac{\partial y_k}{\partial s_k} = f(s_k)(1 - f(s_k)) = y_k(1 - y_k)$. Наконец, $\frac{\partial E}{\partial y_k} = y_k - d_k$. Таким образом, мы получили выражение для производной:

$$\frac{\partial E}{\partial v_{jk}} = (y_k - d_k) y_k (1 - y_k) y_j^c.$$

Аналогично

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j^c} \frac{\partial y_j^c}{\partial s_j} \frac{\partial s_j}{\partial w_{ij}}.$$

Здесь $s_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i$, поэтому $\frac{\partial s_j}{\partial w_{ij}} = x_i$ (x_i — i -я компонента поданного на вход образа обучающей выборки); $\frac{\partial y_j^c}{\partial s_j} = y_j^c(1 - y_j^c)$. Так как функция ошибки не зависит в явном виде от выходов скрытого слоя y_j^c , то производная $\frac{\partial E}{\partial y_j^c}$ имеет вид:

$$\frac{\partial E}{\partial y_j^c} = \sum_{k=1}^p \frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial s_k} \frac{\partial s_k}{\partial y_j^c}.$$

Из полученных ранее выражений для $\frac{\partial E}{\partial y_k}$, $\frac{\partial y_k}{\partial s_k}$ и s_k имеем:

$$\frac{\partial E}{\partial y_j^c} = \sum_{k=1}^p (y_k - d_k) y_k (1 - y_k) v_{jk}.$$

Введем обозначение

$$\delta_k = \frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial s_k} = (y_k - d_k) y_k (1 - y_k),$$

тогда

$$\frac{\partial E}{\partial v_{jk}} = \delta_k y_j^c, \quad \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \left(\sum_{k=1}^p \delta_k v_{jk} \right) y_j^c (1 - y_j^c) x_i.$$

Алгоритм обучения сети обратного пространства проходит в несколько этапов. В первую очередь происходит инициализация сети — весовым коэффициентам присваиваются малые случайные значения — например, из диапазона $(-0,3, 0,3)$ задаются: ε — параметр точности обучения, α — параметр скорости обучения (как правило, $\approx 0,1$, и он может еще уменьшаться в процессе обучения), N_{\max} — максимально допустимое число итераций. Затем вычисляется текущий выходной сигнал. На вход сети подается один из образов обучающей выборки и определяются значения выходов всех нейронов нейросети.

В качестве образов для обучения нейронной сети используется выборка, состоящая из значений котировок ценных бумаг, различных числовых характеристик, влияющих на котировки ценных бумаг.

Затем производится операция настройки синаптических весов:

$$v_{jk}^{N+1} = v_{jk}^N - \alpha \frac{\partial E}{\partial v_{jk}},$$

где $\frac{\partial E}{\partial v_{jk}} = \delta_k y_j^c$, $\delta_k = (y_k - d_k) y_k (1 - y_k)$.

$$w_{ij}^{N+1} = w_{ij}^N - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ij}},$$

где $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \left(\sum_{k=1}^p \delta_k v_{jk}^{N+1} \right) y_j^c (1 - y_j^c) x_i$.

Операции обучения повторяются для всех обучающих векторов. Обучение завер-

шается по достижении для каждого из обучающих образов значения функции ошибки, не превосходящего ϵ , или после максимально допустимого числа итераций.

Следует учесть, что векторы из обучающей последовательности лучше предъявлять на вход в случайном порядке. Во многих случаях желательно наделять каждый нейрон обучаемым смещением. Это позволяет сдвигать начало отсчета логистической функции, что дает эффект, аналогичный подстройке порога персептронного нейрона, и приводит к ускорению процесса обучения. Такая возможность может быть легко введена в обучающий алгоритм с помощью добавляемого к каждому нейрону веса, присоединенного к $+1$. Этот вес обучается так же, как и все остальные веса, за исключением того, что подаваемый на него сигнал всегда равен $+1$, а не выходу нейрона предыдущего слоя.

Выходы каждого нейрона сети лежат в диапазоне $(0,1)$ — области значений логистической функции. Это надо учитывать при формировании обучающей выборки. Если необходимо получить от сети бинарный выход, то, как правило, вместо 0 используют

0,1, а вместо 1 — 0,9, так как границы интервала недостижимы.

Модификации алгоритма обратного распространения связаны с использованием различных функций ошибки, других активационных функций, различных процедур определения направления и величины шага.

Пример применения модели

Для моделирования прогноза нейронная сеть использует знания о значениях котировок за предшествующий период. Например, анализируя цены акций за январь, февраль, март, апрель, нейронная сеть прогнозирует цену за май с определенной долей вероятности. Таким образом, для построения прогноза необходимо знать значения котировок прошлых временных периодов. Для тестирования модели нейронной сети использовались котировки ценных бумаг ФБ «СПб. «Газпром»» за период с 11.01.2007 по 30.01.2007 (табл. 1).

В табл. 1 представлен набор дат и цен котировок на каждую дату, которые являются обучающей выборкой нейронной сети. Входные значения котировок ценных бу-

Таблица 1

Обучающая выборка

Входные значения				Целевое значение	
Дата	Цена (у.е.)	Дата	Цена (у.е.)	Дата	Цена (у.е.)
11.01.2007	262,58	12.01.2007	259,92	15.01.2007	267,80
12.01.2007	259,92	15.01.2007	267,80	16.01.2007	263,46
15.01.2007	267,80	16.01.2007	263,46	17.01.2007	256,51
16.01.2007	263,46	17.01.2007	256,51	18.01.2007	255,29
17.01.2007	256,51	18.01.2007	255,29	19.01.2007	255,89
18.01.2007	255,29	19.01.2007	255,89	22.01.2007	258,85
19.01.2007	255,89	22.01.2007	258,85	23.01.2007	258,77
22.01.2007	258,85	23.01.2007	258,77	24.01.2007	258,71
23.01.2007	258,77	24.01.2007	258,71	25.01.2007	261,64
24.01.2007	258,71	25.01.2007	261,64	26.01.2007	258,82
25.01.2007	261,64	26.01.2007	258,82	29.01.2007	256,26
26.01.2007	258,82	29.01.2007	256,26	30.01.2007	255,26
29.01.2007	256,26	30.01.2007	255,26	31.01.2007	256,03
30.01.2007	255,26	31.01.2007	256,03	01.02.2007	261,07

маг — это значения, которые подаются на вход нейронной сети. Целевые значения — это значения, к которым должна стремиться нейронная сеть при обучении.

Исходя из имеющихся данных, сеть должна получить набор весовых коэффициентов, отражающих зависимость изменений котировок за указанный период.

Ошибка между реальным и полученным значениями нейронной сети составляет 0,01. Если разница между реальным значением и значением на выходе будет меньше, то обучение прекращается. Однако если данная точность не будет достигнута, то ограничением на продолжительность обучения служит порог в 10 000 итераций.

Для проведения тестирования использовались программный продукт *Neural Network Wizard* (рис. 3) и библиотека классов *Neural Network Wizard* для работы с моделями нейронных сетей, разработанные в среде программирования Delphi 7 компанией BaseGroup Labs¹.

Рассмотрим параметры тестовой задачи. Число нейронов во входном слое равно 10, в скрытом слое — 5. Число скрытых сло-



Рис. 3. Программный продукт *Neural Network Wizard*

ев нейросети равно 1. Активационная функция представлена сигмоидальной функцией (рис. 4) с параметром, равным 1.

Обучение нейронной сети происходит за 10 000 итераций.

Для проверки точности обучения необходимо подать на вход значения обучающей выборки. Проанализировав их, нейронная сеть должна выдать на выходе значения, близкие к реальным. Об успешности обуче-

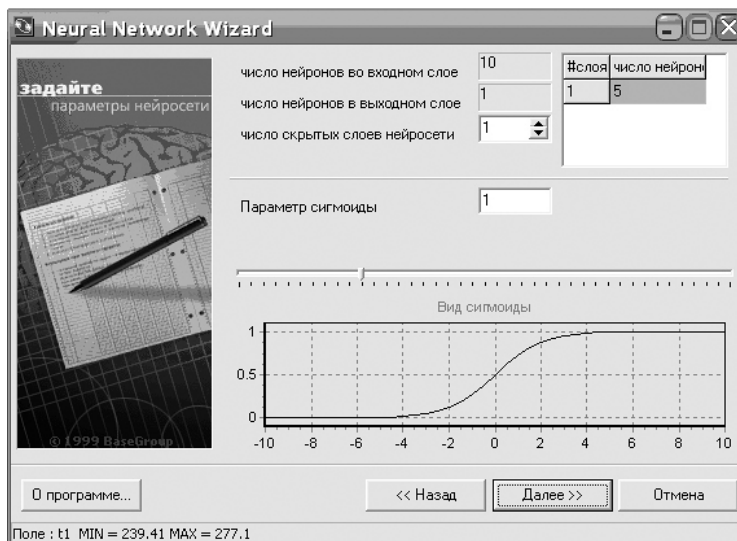


Рис. 4. Параметры модели нейронной сети

¹ Компания BaseGroup Labs, созданная в 1995 году в Рязани, — профессиональный поставщик программных продуктов и решений в области анализа данных. — Прим. ред. по материалам сайта www.basegroup.ru

Таблица 2

Значения на выходе нейронной сети для прогнозируемой выборки

Данные для обучения нейронной сети				Реальное значение		Выход нейронной сети (у.е.)
Дата	Цена (у.е.)	Дата	Цена (у.е.)	Дата	Цена (у.е.)	
11.01.2007	262,58	12.01.2007	259,92	15.01.2007	267,80	267,19
12.01.2007	259,92	15.01.2007	267,80	16.01.2007	263,46	263,45
15.01.2007	267,80	16.01.2007	263,46	17.01.2007	256,51	256,53
16.01.2007	263,46	17.01.2007	256,51	18.01.2007	255,29	255,52
17.01.2007	256,51	18.01.2007	255,29	19.01.2007	255,89	255,78
18.01.2007	255,29	19.01.2007	255,89	22.01.2007	258,85	259,91
19.01.2007	255,89	22.01.2007	258,85	23.01.2007	258,77	258,91
22.01.2007	258,85	23.01.2007	258,77	24.01.2007	258,71	260,12
23.01.2007	258,77	24.01.2007	258,71	25.01.2007	261,64	260,10
24.01.2007	258,71	25.01.2007	261,64	26.01.2007	258,82	258,89
25.01.2007	261,64	26.01.2007	258,82	29.01.2007	256,26	256,41
26.01.2007	258,82	29.01.2007	256,26	30.01.2007	255,26	255,30
29.01.2007	256,26	30.01.2007	255,26	31.01.2007	256,03	256,09
30.01.2007	255,26	31.01.2007	256,03	01.02.2007	261,07	260,08

ния можно судить по степени различия прогнозируемого и реального значений котировок. Значения, приведенные в табл. 2, показывают, что степень различия небольшая, это свидетельствует о малой погрешности и успешном обучении сети.

Для визуального отражения зависимостей реального значения и значения на выходе нейронной сети построим с помощью пакета MathCad 2000 гистограмму: ось X — временной промежуток, ось Y — значение цены котировки ценной бумаги (рис. 5).

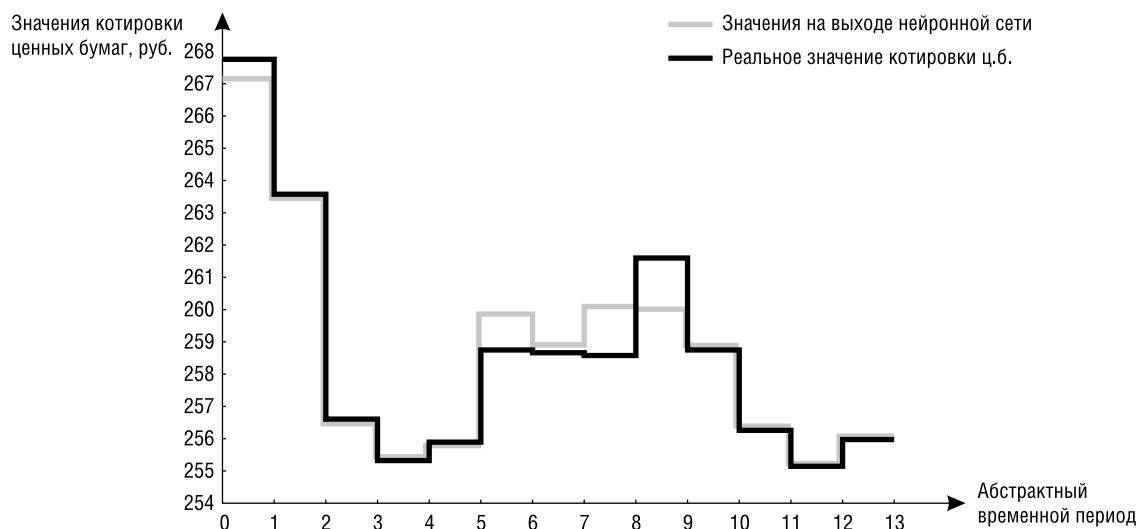


Рис. 5. Гистограмма реальных значений котировок и значений котировок на выходе нейронной сети

Таблица 3

Значения на выходе нейронной сети для изучаемой выборки

Данные для моделирования прогноза				Реальное значение		Выход нейронной сети (у.е.)
Дата	Цена (у.е.)	Дата	Цена (у.е.)	Дата	Цена (у.е.)	
31.01.2007	256,03	01.02.2007	261,07	02.02.2007	261,21	257,40
01.02.2007	261,07	02.02.2007	261,21	05.02.2007	263,66	267,50
02.02.2007	261,21	05.02.2007	263,66	06.02.2007	265,51	267,64
05.02.2007	263,66	06.02.2007	265,51	07.02.2007	263,8	266,51
06.02.2007	265,51	07.02.2007	263,8	08.02.2007	257,03	267,24
07.02.2007	263,80	08.02.2007	257,03	09.02.2007	258,08	256,64
08.02.2007	257,03	09.02.2007	258,08	12.02.2007	249,6	260,16
09.02.2007	258,08	12.02.2007	249,6	13.02.2007	252,55	255,27
12.02.2007	249,6	13.02.2007	252,55	14.02.2007	255,51	260,02
13.02.2007	252,55	14.02.2007	255,51	15.02.2007	253,84	259,55
14.02.2007	255,51	15.02.2007	253,84	16.02.2007	255,29	255,30
15.02.2007	253,84	16.02.2007	255,29	19.02.2007	256,6	260,22
16.02.2007	255,29	19.02.2007	256,6	20.02.2007	253,04	260,21
19.02.2007	256,6	20.02.2007	253,04	21.02.2007	254,76	255,30

Гистограмма показывает не только близость реального значения и значения на выходе нейронной сети, но и направление изменения значений — при увеличении или уменьшении реального значения значения выхода нейронной сети изменяются в том же направлении на тот же порядок.

Теперь оценим точность прогноза. Для этого выберем следующие за периодами обучающей выборки периоды значения котировок ценных бумаг ФБ «СПб. «Газпром»» (табл. 3), которые подадим на вход нейронной сети. Получив на выходе определенное значение, можем численно оценить точность прогнозирования.

Обработав данные тестируемой выборки, нейронная сеть получила на выходе значения котировок ценных бумаг, представленные в табл. 3.

Обозначим реальное значение котировки ценной бумаги через P , а значение, полученное на выходе нейронной сети, через P' . Тогда для каждой даты абсолютная и относительная погрешности представимы в виде набора значений, представленных в табл. 4.

Абсолютная погрешность прогнозирования Δ определяется по формуле:

$$\Delta = |P - P'|.$$

Таблица 4

Абсолютная и относительная погрешности прогнозирования котировок ценных бумаг

Дата	Погрешность	
	Абсолютная	Относительная
31.01.2007	3,810	0,015
01.02.2007	3,840	0,015
02.02.2007	2,130	0,008
05.02.2007	2,710	0,010
06.02.2007	10,210	0,040
07.02.2007	1,440	0,006
08.02.2007	10,560	0,042
09.02.2007	2,720	0,011
12.02.2007	4,510	0,018
13.02.2007	5,710	0,022
14.02.2007	0,010	0
15.02.2007	3,620	0,014
16.02.2007	7,170	0,028
19.02.2007	0,540	0,009

Относительная погрешность прогнозирования ε определяется по формуле:

$$\varepsilon = \frac{\Delta}{P}.$$

Среднее значение относительной погрешности для n значений котировок ценных бумаг определяется следующим образом:

$$\bar{\varepsilon} = \frac{\sum \varepsilon}{n}.$$

Средневзвешенное значение относительной погрешности для n значений котировки ценной бумаги можно определить по следующей формуле:

$$\bar{\varepsilon}_Q = \frac{\sum Q \cdot \varepsilon}{\sum Q},$$

где Q — объем продаж (табл. 5) для каждой ценной бумаги за указанную дату.

Таблица 5

**Объем продаж ценных бумаг
ФБ «СПб. «Газпром»» за период
с 31.01.2007 года по 19.02.2007 года**

Дата	Объем продаж (акций)
31.01.2007	31 122 196
01.02.2007	50 970 891
02.02.2007	21 083 492
05.02.2007	18 964 83
06.02.2007	36 100 019
07.02.2007	35 064 557
08.02.2007	43 423 193
09.02.2007	30 159 299
12.02.2007	43 504 181
13.02.2007	58 589 784
14.02.2007	53 961 942
15.02.2007	29 258 526
16.02.2007	35 021 882
19.02.2007	30 844 985

Рассчитав таким образом среднее и средневзвешенное значения котировок ценных бумаг, имеем:

$$\bar{\varepsilon} = 0,016,$$

$$\bar{\varepsilon}_Q = 0,018.$$

Точность результата измерений является характеристикой качества измерения, отражающей близость к нулю погрешности ее результата. Так как наиболее выраженными показателями корреляции изменения котировок ценных бумаг являются среднее и средневзвешенное значения относительной погрешности, можно сделать вывод, что погрешность результатов прогнозирования составляет 0,017.

Кроме того, рассмотрев направление движения цен в сторону возрастания и убывания, а также показаний на выходе нейронной сети, можно сделать вывод о том, что моделью безошибочно показаны вероятностные направления изменений котировок ценных бумаг, что немаловажно для экономических аналитиков.

Полученные результаты показывают, что использование модели нейронных сетей повышает экономическую эффективность прогнозирования, при этом обеспечивается достоверность информации с определенной долей вероятности прогноза, необходимой для принятия обоснованных экономических решений. Таким образом, использование системы экономико-математических моделей нейронных сетей и соответствующих инструментальных средств является весьма эффективным инструментом для практического решения актуальной задачи моделирования прогнозирования котировок ценных бумаг.

Список литературы

1. Каширина И. Л. Искусственные нейронные сети. Учебное пособие. Воронеж: Изд-во ВГУ, 2005.
2. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. М.: Мир, 1992.
3. Введение в теорию нейронных сетей (<http://www.orc.ru/~stasson/neurox.html>)
4. Введение в сети встречного распространения (<http://www.intuit.ru/departments/ds/neuronnets/6/>)
5. Короткий С. Нейронные сети: алгоритм обратного распространения (<http://www.gotai.net/download/file-nn-003.zip>)