

ских полиномов и для $T = \{t_i\}_{i=1..m}$, а в [5] для $T=[c,d]$. В [6] предложен алгоритм решения задачи такого вида. Кроме того, эта задача может быть сведена к задаче линейного программирования.

Работа выполнена в рамках государственного задания Министерства образования и науки Российской Федерации (код проекта 1.1520.2014/К).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Дзядык В. К. Введение в теорию равномерного приближения функций полиномами. М. : Наука, 1977. 395 с.
2. Пшеничный Б. Н. Выпуклый анализ и экстремальные задачи. М. : Наука, 1980. 319 с.
3. Демьянов В. Ф., Васильев Л. В. Недифференцируемая оптимизация. М. : Наука, 1981. 384 с.
4. Выгодчикова И. Ю. О наилучшем приближении дискретного мультиотображения алгебраическим полиномом // Математика. Механика : сб. науч. тр. Саратов : Изд-во Саратов. ун-та, 2001. Вып. 3. С. 25-28.
5. Выгодчикова И. Ю., Дудов С. И., Сорина Е. В. Внешняя оценка сегментной функции полиномиальной полосой // ЖВМиМФ. 2009. Т. 51. № 7. С. 1175-1183.
6. Выгодчикова И. Ю. Об алгоритме решения задачи о наилучшем приближении дискретного многозначного отображения алгебраическим полиномом // Математика. Механика : сб. науч. тр. Саратов : Изд-во Саратов. ун-та. 2002. Вып. 4. С. 27-31.

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ КАК ИНСТРУМЕНТ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОГНОЗА ВАЛЮТНОЙ КОТИРОВКИ НА ФОНДОВОЙ БИРЖЕ

М. В. Малярова

*Саратовский национальный исследовательский
государственный университет, Россия
E-mail: malyarovamv@sgu.ru*

В данной статье осуществлен анализ и разбор высокоэффективного метода прогнозирования с помощью искусственной нейронной сети с предварительной обработкой входных данных в финансово-экономической сфере деятельности. Нейронная сеть была обучена методом обратного распространения ошибки, что помогло непосредственно повысить время вычисления результатов в обученной сети.

NEURAL NETWORKS AS A MODELING TOOL FORECAST CURRENCY QUOTES ON THE SECURITIES EXCHANGE

M. V. Malyarova

This article presents the analysis and review of a highly effective method of forecasting using artificial neural network with pre-processing of input data in economic and financial field. The neural network was trained with the method of error back-propagation that has helped directly to

improve the calculation time results in a trained network.

Тематика исследований по моделированию прогнозов валютных котировок, в особенности котировок ценных бумаг, обретают особую значимость на российском рынке. Можно сказать, что большая часть населения в России обладает ценными бумагами [1]. Понимая возможность рынка и зная его некоторое состояние, можно планировать доходы и расходы: проще говоря, прогнозировать «финансовую картину рынка» на ближайшее будущее.

По степени формализации все методы прогнозирования делятся на интуитивные и формализованные. Интуитивное прогнозирование применяется только тогда, когда объект либо слишком прост, либо слишком сложен, что аналитически учесть влияние множества факторов практически не представляется возможным. Формализованные же методы прогнозирования являются действенными, если величина глубины прогноза укладывается в рамки эволюционного цикла ($\tau \ll 1$). Жесткие статистические предложения о свойствах временных рядов ограничивают возможности методов математической статистики и теории распознавания образов [2]. Ограничение накладывается в том смысле, что многие реальные процессы не могут быть соответственно описаны с помощью традиционных статистических моделей, потому что они являются существенно нелинейными. Искусственные нейронные сети относятся к интеллектуальным системам, тем самым они обладают свойством улучшения результатов выборок за счет самообучения. Цель обучения нейронной сети будет состоять в том, чтобы достичь баланса между способностью сети давать верный отклик на входные данные, использовавшиеся в процессе обучения (запоминания) и способностью выдавать правильные результаты в ответ на входные данные, схожие, но не идентичные тем, что были использованы при обучении (принцип обобщения). Используя алгоритм обучения многослойной нейронной сети методом обратного распространения ошибки позволит эффективно решить задачу закономерностей, прогнозирования и качественно проанализировать данные с учетом указанных особенностей.

Элементы выборки, которая будет подаваться на обучение нейронной сети состоит из информации о периоде для анализа значений котировок, о внеэкономических составляющих, а так же выборка содержит корреляционные показатели взаимодействия ценных бумаг на фондовой бирже и сами данные о котировках бумаг.

Обучение искусственной нейронной сети производится наиболее оптимизационным методом градиентного спуска: на каждой итерации изменение веса производится по формуле:

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

где α – переменная, отвечающая за скорость обучения, N – число итераций при обучении нейронной сети, E – метод наименьших квадратов, W_{ij} – матрица входных весовых коэффициентов, V_{jk} – следующая матрица входных весовых коэффициентов за матрицей W_{ij} .

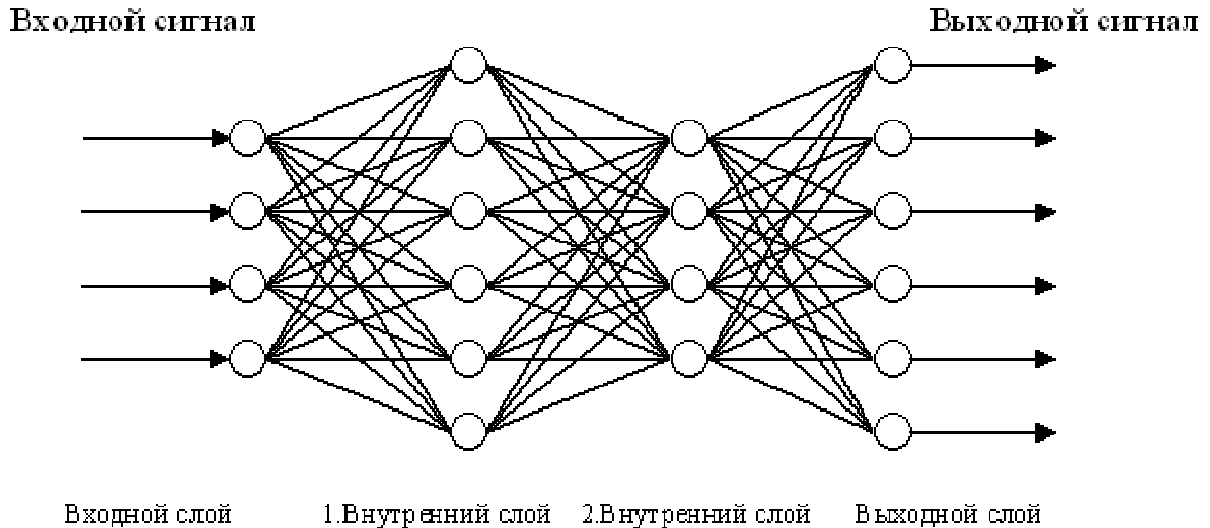


Рис. 1. Модель искусственной нейронной сети с методом обратного распространения ошибки

В качестве активационной функции в многослойных перцептронах, как правило, используется сигмоидальная активационная функция, в частности логистическая, где s – взвешенная сумма входов нейтрона [3]:

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

Эта функция удобна для вычислений в градиентном методе, так как имеет простую производную. Функция ошибки в явном виде не содержит зависимости от весовых коэффициентов W_{ij} и V_{jk} :

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

После некоторых упрощений, вычислений и введения обозначения:

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

и получим следующее выражение для производных:

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

Алгоритм обучения искусственной нейронной сети обратного распространения состоит из четырех предельно простых шагов [4]. Первым шагом является инициирование сети: изначально весовым коэффициентам и смещениям сети ставятся в соответствие малые случайные значения из какого-нибудь диапазона и задаются параметры точности обучения и скорости обучения (обычно параметр скорости обучения приблизительно равен 0,1 и имеет свойство уменьшаться в процессе обучения). Далее, на вход сети подается один из «образов» обучающей выборки и определяются значения выходов всех нейронов сети. «Образы» это и есть выборки, состоящие из значений котировок и внешних факторов, влияющих на состояние котировки. Предпоследним шагом является настройка синоптических весов. Рассчитать изменение весов для выходного слоя нейронной сети можно по формулам:

$$V_{jk}^{N+1} = V_{jk}^N - \alpha \frac{\partial E}{\partial v_{jk}}, \text{ где } \frac{\partial E}{\partial v_{jk}} = \delta_k y_j^c, \delta_k = (y_k - d_k) y_k (1 - y_k)$$

Далее операции обучения повторяются для всех обучающих векторов. Обучение завершается по достижении для каждого из обучающих «образов» значения функции ошибки, не превосходящего параметра точности обучения или после максимально допустимого числа итераций [5].

Чтобы успешно смоделировать прогноз котировок на день вперед, искусственная нейронная сеть должна использовать выборку из достаточно полных значений «временной промежуток» и «цена закрытия на акцию». Для эксперимента были использованы котировки ценных бумаг компании за 16 дней. За промежуток возьмем недельный отрезок и распишем на каждый день – цену закрытия акции. В архитектуру искусственной нейронной сети выбирается трехслойный перцептрон. Количество нейронов в первом слое будет равно количеству входных параметров, соответственно, в выходном – количеству выходных параметров. В таблице 1 содержатся векторы со входными параметрами для нейронной сети.

Таблица 1

Выборка значений для обучения нейронной сети

Временной промежуток	Цены закрытия на акции за 7 дней						
	День 1	День 2	День 3	День 4	День 5	День 6	День 7
01.03.2011 - 07.03.2011	74,40	74,60	73,71	74,15	74,62	74,11	73,70
02.03.2011 - 08.03.2011	74,60	73,71	74,15	74,62	74,11	73,70	74,13
03.03.2011 - 09.03.2011	73,71	74,15	74,62	74,11	73,70	74,13	75,00
04.03.2011 - 10.03.2011	74,15	74,62	74,11	73,70	74,13	75,00	76,59
05.03.2011 - 11.03.2011	74,62	74,11	73,70	74,13	75,00	76,59	78,49
06.03.2011 - 12.03.2011	74,11	73,70	74,13	75,00	76,59	78,49	76,48
07.03.2011 - 13.03.2011	73,70	74,13	75,00	76,59	78,49	76,48	74,80
08.03.2011 - 14.03.2011	74,13	75,00	76,59	78,49	76,48	74,80	74,21
09.03.2011 - 15.03.2011	75,00	76,59	78,49	76,48	74,80	74,21	73,26
10.03.2011 - 16.03.2011	76,59	78,49	76,48	74,80	74,21	73,26	74,50

Далее, необходимо подготовить данные по искомым входным параметрам, то есть, взять цену закрытия акции за тот же период — эти параметры будут использоваться для обучения нейронной сети.

Параметры можно увидеть на таблице 2.

Таблица 2

Значения на выходе нейронной сети для прогнозируемой выборки

Дата	Цены закрытия на акции
08.03.2011	74,13
09.03.2011	75,00
10.03.2011	76,59
11.03.2011	78,49
12.03.2011	76,48
13.03.2011	74,80
14.03.2011	74,21
15.03.2011	73,26
16.03.2011	74,50

Далее запускается нейронная сеть в режиме обучения с выбранным алгоритмом и точностью входных данных: обрабатывается тестовая выборка из таблицы 2. Об успешности обучения можно судить по степени различия прогнозируемого и реального значений цен закрытия акций в таблице 3. Значения на выходе нейронной сети говорят о малой погрешности и об успешном обучении сети.

Таблица 3

Значения на выходе нейронной сети для изучаемой выборки

Данные для моделирование прогноза		Реальное значение		Выход нейронной сети
Дата	Цена	Дата	Цена	
08.03.2011	74,13	10.03.2011	77,20	74,25
09.03.2011	75,00	11.03.2011	78,75	77,35
10.03.2011	76,59	12.03.2011	77,20	75,40
11.03.2011	78,49	13.03.2011	74,72	73,25
12.03.2011	76,48	14.03.2011	74,70	73,50
13.03.2011	74,80	15.03.2011	74,00	72,82
14.03.2011	74,21	16.03.2011	75,01	73,01
15.03.2011	73,23	17.03.2011	74,15	73,48
16.03.2011	74,50	18.03.2011	75,10	72,35

Точность результата измерений является характеристикой качества измерения, отражающая близость к нулю погрешности ее результата. Используя алгоритм обучения многослойной нейронной сети методом обратного распространения ошибки на трехслойном перцептроне, функциональность нейронной сети может быть значительно расширена для решения таких задач, как прогнозирование тренда рынка, оценка рисков, анализ проведенных сделок на бирже и т.д. На самом деле, полученные результаты показывают, что использование мо-

дели экономическо-математических искусственных нейронных сетей действительно повышает эффективность практического прогнозирования валютной котировки.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Галанов В. А.* Проблемы фондового рынка : учеб. пособие. Изд-во РЭУ им. Г. В. Плеханова, 2013. С. 104.
2. *Каширина И. Л.* Искусственные нейронные сети : учеб. пособие. Воронеж : Изд-во ВГУ, 2005. 51 с.
3. *Барский А. Б.* Нейронные сети. Распознавание, управление, принятие решений. М. : Финансы и статистика, 2004. 176 с.
4. *Короткий С.* Нейронные сети: алгоритм обратного распространения [Электронный ресурс]. URL: <http://www.gotai.net/download/file%nn%003.zip> (дата обращения 15.07.16)
5. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс. 2-е издание : учеб. пособие. Изд-во дом Вильямс, 2008. 219 с.

ЭКОНОМЕТРИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ ЗАВИСИМОСТЕЙ ОБМЕННЫХ КУРСОВ ИНОСТРАННЫХ ВАЛЮТ ОТ ЦЕН НА НЕФТЬ

А. Ю. Митрофанов

*Саратовский социально-экономический институт (филиал)
РЭУ им. Г.В. Плеханова, Россия
E-mail: MitrofanovAY0@gmail.com*

Построены регрессионные модели (с авторегрессионными остатками) зависимостей официальных курсов доллара США и Евро от цен на нефть марок Brent и WTI. Выделены структурно-однородные сегменты (8 и 9 соответственно) этих зависимостей. Для каждого из сегментов найдены «отклики на ступеньку» зависимостей от обеих цен на нефть, соответствующие значения статического усиления и постоянные времени. Показано, что сила (обратных) зависимостей обменных курсов валют от цен на нефть колеблется. Для объяснения этих колебаний установлено, что усиление (обратных) зависимостей обменных курсов от цен на нефть ассоциируется с повышением ключевой ставки ЦБ РФ.

ECONOMETRIC MODELS OF DEPENDENCIES OF FOREIGN EXCHANGE RATES ON PETROL PRICES

A. Yu. Mitrofanov

Regression models (with autoregressive residuals) for dependences of official US dollar and Euro exchange rates on prices of Brent and WTI oil brands are constructed. Structurally homogeneous segments (8 and 9 respectively) of these dependences are obtained. For each of these segments we found step responses for dependences on both oil prices, the corresponding static gains and time constants. It is shown that strength of (inverse) dependences of foreign exchange rates on oil prices fluctuates. In order to explain these fluctuations we figured out that strengthening of (inverse) de-