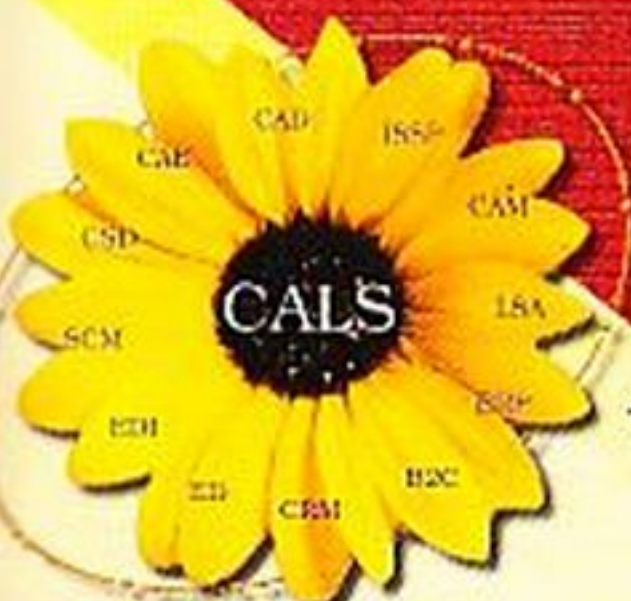


# КАЧЕСТВО

# ИННОВАЦИИ

# ОБРАЗОВАНИЕ

№ 11  
2012



журнал в журнале

КАЧЕСТВО и ИПИ (CALS)-технологии

[www.quality-journal.ru](http://www.quality-journal.ru)

## СОДЕРЖАНИЕ

### МЕНЕДЖМЕНТ КАЧЕСТВА И ИННОВАЦИОННЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ

А.В. КОЧЕТКОВ, И.Б. ЧЕЛНАКОВ, В.Ю. ГЛАДКОВ, А.А. СУХОВ, С.И. АРЖАНУХИНА  
Математическое моделирование и сертификация процессного управления  
в системах менеджмента качества ..... 2

О.С. ДОГУНОВА  
Принципы реализации инновационной стратегии высшего учебного заведения ..... 8

Н.Ю. ЩЕТИННИНА  
Проблемы обеспечения качества на основе процессного подхода ..... 13

### ПРОБЛЕМЫ ПОДГОТОВКИ СПЕЦИАЛИСТОВ

А.В. КОНЬКИН, Ю.Л. ЛЕОХИН  
Подход к интеграции информационно-образовательных сред дистанционного обучения ... 17

М.Е. СЕРГЕЕВА  
Принципы экономической компетентности и его сущность в развитии  
непрерывного экономического образования ..... 24

### ОБЩИЕ ПРОБЛЕМЫ ОБРАЗОВАНИЯ

Е.М. БЕЛЫЙ, Л.Р. МИНЕМЕВА, И.Б. РОМАНОВА  
Рыночная устойчивость государственных вузов ..... 33

М.В. ТОЛСТЯКОВА  
Образование как основа качества жизни ..... 35

А.Р. ЛЕБЕДЕВ  
Въездной образовательной туризм как туристский субрынок ..... 38

### КАЧЕСТВО И ИПИ (CALIS)-ТЕХНОЛОГИИ

#### КАЧЕСТВО: РУКОВОДСТВО, УПРАВЛЕНИЕ, ОБЕСПЕЧЕНИЕ

С.У. УВАЙСОВ, Ю.Н. ЖУРАВЛЁВА, С.И. ПАЛИЙ  
Повышение качества прогнозирования доходности финансовых инструментов  
на основе многофакторных моделей ..... 43

#### ПРИБОРЫ, МЕТОДЫ И ТЕХНОЛОГИИ

С.А. СЛАСТНИКОВ  
Анализ априорных и метаэвристических методов для решения задачи  
распределения автомобильного топлива ..... 50

В.М. ПЕНТКОВСКИЙ, А.Ю. ДРОЗДОВ, Ю.Н. ФОНИН  
Методологии поиска оптимальной архитектуры узла кластера с помощью систем  
StarSite и Snipet ..... 56

А.И. ВАГНИ, И.Е. КУЗНЕЦОВ  
Информационно-аналитическая система анализа безопасности опасных объектов ..... 62

В.Л. КРЮЧКОВ, В.К. ФЕДОРОВ, А.В. ЛУЦЕНКО, Е.Н. СКИДАНОВА  
Принципы организации и проведения рабочего экспериментального  
макетирования изделий СВЧ-техники ..... 65

#### ЭКОНОМИКА И УПРАВЛЕНИЕ

К.И. КОЗМАКОВ  
Системы образования и функционирования государственных корпораций  
в Российской экономике ..... 70

Е.С. СТРУЧКОВА  
Методические основы управления внешними рисками производства  
и факторы их преодоления ..... 75

В.В. ЩЕРБАКОВ  
Мезоэкономические системы и финансовые риски  
(аспекты развития страхового бизнеса) ..... 80

С.У. Увайсов, Ю.Н. Журавлева, С.П. Палий

## ПОВЫШЕНИЕ КАЧЕСТВА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДОХОДНОСТИ ФИНАНСОВЫХ ИНСТРУМЕНТОВ НА ОСНОВЕ МНОГОФАКТОРНЫХ МОДЕЛЕЙ

Рассмотрена задача повышения качества прогнозирования доходности финансовых инструментов с использованием многофакторных математических моделей: регрессионной модели и модели нейронной сети. Для построения многофакторных моделей доходностей использовалось предположение о влиянии рыночных факторов, имеющих различную природу. Линейная многофакторная регрессионная модель построена при помощи алгоритма пошагового включения. Многослойная нейронная сеть обучена с помощью алгоритма обратного распространения. Качество прогноза нейронной модели значительно выше качества прогноза, построенного при помощи регрессионной модели.

Ключевые слова: качество прогнозирования, нейронная сеть, регрессионная модель

В настоящее время вопрос повышения качества прогнозирования наиболее актуален в задачах прогнозирования доходности финансовых инструментов в условиях нестабильности финансовых рынков. В нашей работе задача построения прогнозов решается с использованием математических моделей, таких как регрессионная модель и модель нейронных сетей. Качество прогнозирования определяется точностью построенных моделей. Регрессионная модель находит широкое применение в исследованиях, когда изучается взаимосвязь двух и более величин (переменных) [1]. Применение модели нейронных сетей оправдывает себя при решении задач, в которых существует возможность выявления закономерностей и отсутствии априорных знаний об их существовании [2].

Для целей анализа и моделирования был выбран российский фондовый рынок. Для построения линейных многофакторных моделей в качестве экспериментальных данных были взяты 10 финансовых инструментов, выбранных случайным образом из так называемых «голубых фишек». Термин «голубые фишки» обозначает акции наиболее крупных, ликвидных и надежных компаний со стабильными показателями получаемых доходов и выплачиваемых дивидендов.

В задачах прогнозирования на финансовых рынках необходимо уметь вычислять ожидаемые значения его доходности согласно формуле (1):

S.U. Uvaysov, Yu.N. Zhuravleva, S.P. Paliy

## IMPROVING THE QUALITY OF FORECASTING RETURNS OF FINANCIAL INSTRUMENTS BASED ON THE NEURAL AND REGRESSION MODELS

The task of improving the quality of forecasting returns of financial instruments using multivariate mathematical models: regression models and neural networks was analyzed. To construct a multifactor model of returns used the assumption on the influence of market factors that have a different nature. A linear multivariable regression model was constructed using stepwise inclusion algorithm. The multilayer neural network trained using back-propagation algorithm. The quality of the neural prediction models forecast much higher quality, built with the help of a regression model.

Keywords: quality forecasting, neural network, regression model

$$r(\Delta t) = \frac{p(t_i) - p(t_{i-1})}{p(t_{i-1})}, \quad (1)$$

где  $p(t_{i-1})$  – стоимость финансового инструмента в момент времени  $t_{i-1}$ ;  $p(t_i)$  – стоимость финансового инструмента через один день  $\Delta t = t_i - t_{i-1}$ ,  $i = 1, n$ .

В нашей работе исследовалась доходность финансового инструмента, которая при построении многофакторных моделей выступала в качестве зависимой переменной. В качестве независимых величин (переменных) выступали рыночные факторы, характеризующие различную природу финансовой системы. Рыночные факторы представляют собой макроэкономические показатели финансовой системы: индексы международных рынков ценных бумаг, мировые цены на энергоресурсы и полезные ископаемые, индексы государственных и корпоративных облигаций, процентные ставки на межбанковском рынке, курсы валют и др. Рыночные факторы можно подразделить на валютные, товарные, процентные и фондовые согласно таблице 1. Исследовалось влияние однодневных относительных приращений (далее приращений) рыночных факторов на однодневную доходность финансового инструмента при помощи линейной регрессии.

Для построения уравнения доходности финансового инструмента использовались 38 независимых пере-

Таблица 1. Независимые переменные линейной регрессионной модели

№	Название	переменная	количество	Единица измерения	Рыночный фактор
1	Приращение курса доллара относительно рубля	X1	1	%	Валютный
2	Приращение цен на энергоресурсы, полезные ископаемые	X2, X22-X29	9	%	Товарный
3	Приращение индексов фондовых рынков	X3- X21, X35- X38	23	%	Фондовый
4	Приращение процентных ставок МАСР	X30- X34	5	%	Процентный

Таблица 2. Описание уравнений доходности финансовых инструментов

	Финансовый инструмент	Количество переменных в группе показателей				Коэффициент детерминации $R^2$
		Валютные показатели	Товарные показатели	Фондовые показатели	Процентные показатели	
$y^1$	«Газпром»	0	4	17	1	68,00%
$y^2$	«Лукойл»	1	5	19	2	70,00%
$y^3$	«Ростелеком»	1	5	18	3	71,00%
$y^4$	«СНГ»	1	5	15	2	67,50%
$y^5$	«Сбербанк»	1	6	13	0	67,00%
$y^6$	«Роснефть»	1	3	16	2	68,50%
$y^7$	«Новатек»	0	5	13	0	69,50%
$y^8$	«Полюс»	0	6	14	3	69,50%
$y^9$	«МТС»	1	7	16	1	70,50%
$y^{10}$	«НЛМК»	1	7	17	1	71,50%

менных ( $k=38$ ), представленных на временном интервале с 12 сентября 2006 г. по 12 сентября 2011 г. (всего 1238 наблюдений). В набор существенных независимых переменных вошли следующие показатели различной природы: 23 фондовых показателя, 1 валютный показатель, 9 товарных показателей, 5 процентных показателей.

Уравнение линейной многофакторной регрессии (ЛМР) доходности для финансового инструмента  $j$  в момент времени  $t$  запишем следующим образом:

$$y_t^j = \beta_0^j + \sum_{i=1}^m \beta_i^j x_{it} + \varepsilon_t^j, t = \overline{1, \dots, n}, j = \overline{1, \dots, m}, \quad (2)$$

где  $x_{it}$  – значение регрессора  $x_i$  в наблюдении  $t$ ,  $t = \overline{1, \dots, n}$ ;  $n$  – количество наблюдений;  $m$  – количество финансовых инструментов.

Для расчета коэффициентов регрессионной модели (2) был использован алгоритм пошагового включения [1].

В уравнения ЛМР были включены следующие независимые переменные из исходных 38 переменных (табл. 2).

В построенных уравнениях ЛМР получили уровни значимости коэффициентов уравнений ЛМР доходности десяти финансовых инструментов согласно таблице 3.

В таблице 3 представлены уровни значимости  $\beta_j$  для каждой независимой переменной, включенной в уравнение доходности ЛМР акций ОАО «Газпром», ОАО «Лукойл», ОАО «Ростелеком», ОАО «СНГ», ОАО «Сбербанк», ОАО «Роснефть», ОАО «Новатек», ОАО «Полюс», ОАО «МТС», ОАО «НЛМК». Если независимая переменная не входит в уравнение доходности (2) для финансового инструмента, то в таблице 3 отсутствует соответствующий уровень значимости. Коэффициенты уравнений ЛМР доходности десяти финансовых инструментов значимы, так как уровни значимости коэффициентов  $\beta_j$  (табл. 3) меньше уровня доверия  $\alpha=0,05$ .

Проверка адекватности осуществлялась при помощи коэффициента детерминации. Для построенных уравнений доходности десяти финансовых инструментов (табл. 2)  $R^2$  принимает значения от 68% до 71,5%, что говорит о высоком качестве построенных ЛМР.

На рисунке 1 представлены графики остатков регрессионных моделей доходности финансовых инструментов.

Из рис. 1 видно, что для девяти финансовых инструментов точки рассчитанных значений при помощи ЛМР (табл. 2) расположены близко к прямой, значит

Таблица 3. Оценки уровней значимости независимых переменных уравнений ЛМР доходности финансовых инструментов

переменная	«Газпром»	«Лукойл»	«Ростелеком»	«СНГ»	«Сбербанк»	«Роснефть»	«Новатек»	«Полюс»	«МТС»	«НЛМК»
X1		0,0000	0,0003	0,0000	0,0000	0,0002			0,0002	0,0000
X2	0,0000	0,0000		0,0000	0,0000	0,0000	0,0000		0,0000	0,0000
X3	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001
X4	0,0000	0,0000		0,0000		0,0000			0,0000	
X5	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000		0,0003	0,0002		0,0000	0,0009
X6	0,0000	0,0000	0,0000	0,0040	0,0015	0,0000		0,0000	0,0462	0,0009
X7	0,0000	0,0000	0,0000	0,0080	0,0000	0,0000			0,0000	0,0000
X8		0,0000	0,0038							
X9				0,0014	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	
X10		0,0000	0,0000		0,0000	0,0000	0,0443	0,0004		0,0000
X11	0,0000	0,0000		0,0058	0,0058	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
X12	0,0000		0,0000		0,0000	0,0005		0,0000	0,0000	0,0049
X13	0,0000	0,0000	0,0000		0,0001	0,0000	0,0000	0,0000	0,0338	
X14			0,0000	0,0000			0,0007		0,0284	0,0054
X15	0,0000		0,0218		0,0009	0,0000	0,0067		0,0085	0,0115
X16		0,0113	0,0000	0,0017		0,0000	0,0450	0,0047	0,0000	0,0001
X17	0,0000	0,0025			0,0002	0,0000				0,0000
X18	0,0000	0,0170	0,0000		0,0000	0,0000		0,0000		
X19	0,0000	0,0003		0,0000	0,0000	0,0000		0,0000	0,0000	0,0000
X20		0,0000	0,0000		0,0000	0,0007				
X21	0,0000	0,0000	0,0000		0,0001	0,0000		0,0000	0,0000	0,0001
X22	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000		0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
X23					0,0000					
X24					0,0003					
X25	0,0000	0,0000					0,0000	0,0000	0,0045	
X26	0,0000		0,0018	0,0001			0,0000	0,0000	0,0005	0,0000
X27		0,0000	0,0000	0,0000	0,0000		0,0000	0,0000	0,0000	0,0021
X28			0,0000	0,0000	0,0000	0,0044		0,0000	0,0177	0,0000
X29		0,0123		0,0010				0,0000		0,0020
X30		0,0018	0,0000	0,0258						
X31			0,0096							
X32										
X33						0,0154		0,0033		
X34	0,0052		0,0000			0,0184		0,0188		
X35	0,0000	0,0012	0,0000	0,0006	0,0000	0,0001	0,0015	0,0000	0,0059	0,0019
X36	0,0000	0,0000	0,0000	0,0323	0,0323	0,0000	0,0000		0,0000	0,0000
X37	0,0000	0,0000	0,0000	0,0338		0,0000	0,0000	0,0005		0,0000
X38	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000		0,0000	0,0000	0,0000	0,0001

можно предположить, что остатки распределены по нормальному закону. Гипотеза о распределении остатков по нормальному закону проверяется по критерию хи-квадрат. Для всех девяти финансовых инструментов вычисленный уровень значимости превышает значение заданного уровня значимости  $\alpha = 0,05$ ; таким образом, гипотеза о нормальном распределении остатков принимается для всех построенных моделей ЛМР.

Важнейшими характеристиками качества модели, выбранной для прогнозирования, являются показатели её точности. О точности прогноза можно судить по величине ошибки (погрешности) прогноза.

На практике широко используется относительная ошибка прогноза, выраженная в процентах относительно фактического значения показателя:

$$\sigma_p = \frac{P_{n+1} - P_{n+1}}{P_{n+1}} \cdot 100\% \quad (3)$$

где  $P_{n+1}$  – прогнозируемое значение цены;  $P_{n+1}$  – фактическое значение цены.

Если относительная ошибка больше нуля, то это свидетельствует о «завышенной» прогнозной оценке. Если меньше нуля, то прогноз был занижен.

Доходность и цена финансового инструмента связаны между собой соотношением:

$$P_{n+1} = (Y_{n+1} + 1) \cdot P_n \quad (4)$$

где  $P_{n+1}$  – цена финансового инструмента в момент времени  $n + 1$ ;  $Y_{n+1}$  – доходность финансового инструмента

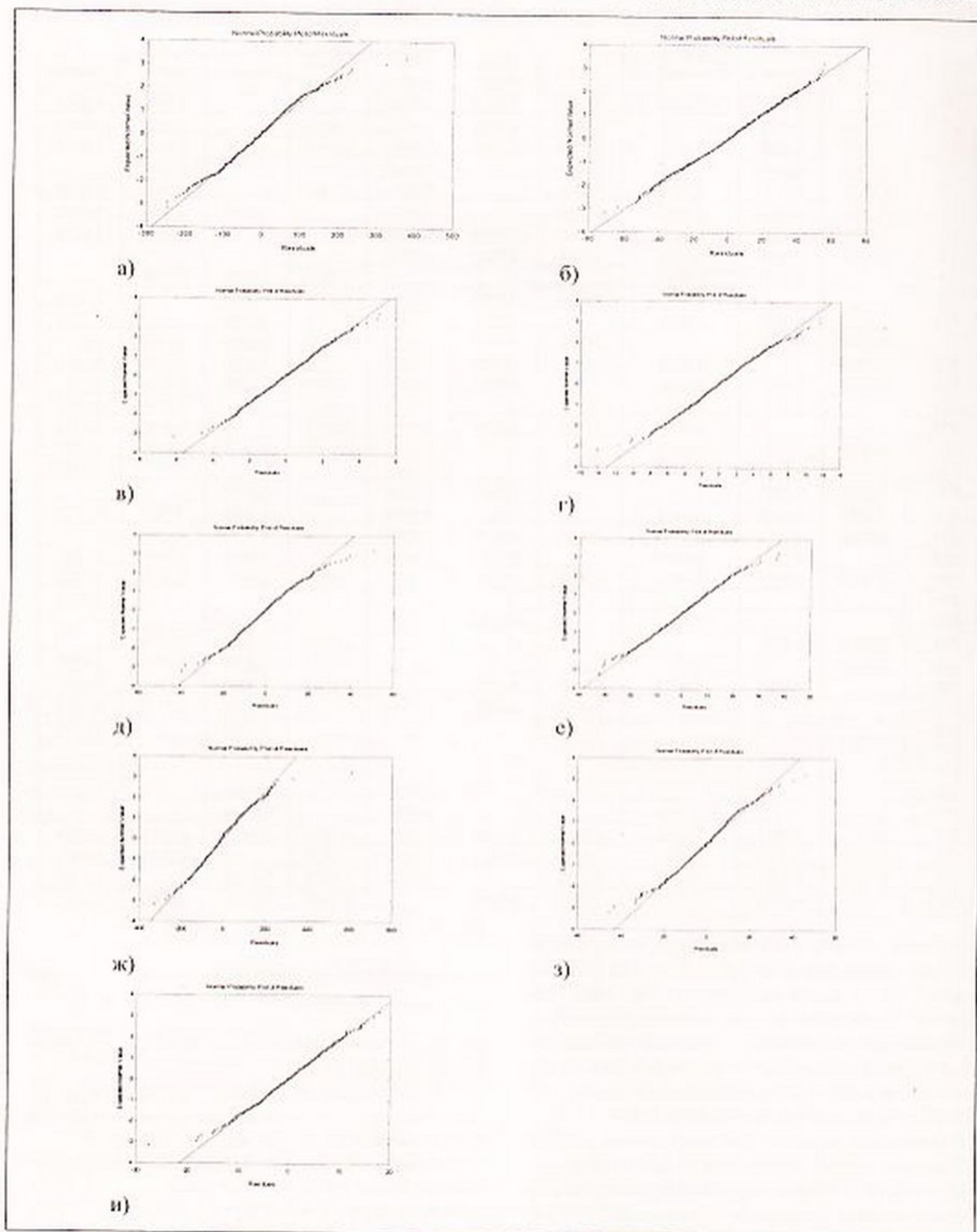


Рис. 1. Графики остатков регрессионных моделей доходности финансовых инструментов: а) акции ОАО «Лукойл»; б) ОАО «Ростелеком»; в) ОАО «СНГ»; г) ОАО «Сбербанк»; д) ОАО «Роснефть»; е) ОАО «Новатек»; ж) ОАО «Полос»; з) ОАО «МТС»; и) ОАО «НЛМК»

Таблица 4. Прогнозы доходности и цены финансовых инструментов на основе моделей линейной многофакторной регрессии

Параметры	Прогноз доходности	Прогноз цены	Реальная цена	Ошибка прогноза цены, %
«Газпром»	0,08%	165,6362	164,11	0,93%
«Лукойл»	1,00%	1744,276	1708,4	2,10%
«Ростелеком»	-0,85%	163,2851	162,15	0,70%
«СНГ»	4,32%	23,87123	23,289	2,50%
«Сбербанк»	5,25%	83,81134	80,41	4,23%
«Роснефть»	1,72%	221,7487	217,55	1,93%
«Новатек»	7,27%	399,4692	377	5,96%
«Полюс»	2,43%	1899,067	1849,5	2,68%
«МТС»	1,57%	206,1868	202,8	1,67%
«НЛМК»	3,61%	84,90636	83,16	2,10%
среднее				2,387%

в момент времени  $t + 1$ ;  $p_t$  – цена финансового инструмента в момент времени  $t$ .

Для предсказания доходности финансового инструмента в момент времени  $t$  берутся приращения всех финансовых показателей в момент времени  $t - 1$ , отобранных в модель ЛМР для момента времени  $t - 1$ , и производится расчет доходности по модели (табл. 2).

После проведения расчетов для десяти финансовых инструментов по моделям доходности (табл. 2) на основе вектора независимых переменных, получили прогнозы значений десяти акций на 13 сентября 2011 г. Рассчитанные предсказанные значения доходности позволили вычислить цены. Результаты построения прогнозов доходности финансовых инструментов с использованием ЛМР представлены в таблице 4.

В первом столбце таблицы 4 приведены названия десяти финансовых инструментов. Во втором столбце представлен прогноз доходности на 13 сентября 2011 года, построенный по формулам (табл. 2), использующих в качестве исходных данные с 12 сентября 2006 г. по 12 сентября 2011 г. (1 238 наблюдений). В третьем столбце представлен прогноз цены на 13 сентября 2011 года, рассчитанный по формуле (4) для десяти финансовых инструментов. В четвертом столбце представлена фактическая цена закрытия на 13 сентября 2011 года для каждого из десяти финансовых инструментов. В пятом столбце представлена относительная ошибка прогноза цены, рассчитанная по формуле (3).

Относительная ошибка прогноза для десяти финансовых инструментов принимает значение от 0,93 до 4,23%, что говорит о достаточно хорошем уровне точности прогноза доходности финансовых инструментов, построенных с использованием ЛМР.

На сегодняшний день существует достаточное количество видов нейронных сетей. В данной работе были

исследованы сети на основе многослойного персептрона, обученного при помощи алгоритма обратного распространения.

В задачах прогнозирования финансовых рынков с помощью нейронных сетей выделяют следующие подзадачи: погружение, выделение признаков, обучение нейронных сетей, построение модели, реализующей решение задачи.

Для решения задачи прогнозирования находится такая нейронная сеть, которая бы наилучшим образом строила отображение  $F: X \rightarrow Y$ , обобщающее сформированный на основе ценовой динамики набор примеров  $\{(x_i, y_i)\}$ .

В результате обучения нейронная сеть при помощи алгоритма обратного распространения самостоятельно подбирает необходимые значения весов нейронной сети и строит модель, которая наиболее точно описывает исследуемый процесс.

Обучение нейронной сети прекращается, когда ошибка (5) достигла некоторого определенного уровня малости, определенного аналитиком (0,005).

$$\varepsilon_{\Sigma} = \frac{1}{2} \sum_i (\text{Target}_i - \text{OUT}_i)^2 \quad (5)$$

где  $\text{Target}_i$  – целевой вектор,  $\text{OUT}_i$  – выходной нейронный сигнал.

Для построения нейронной сети использовались независимые переменные, полученные при построении математических моделей ЛМР методом пошагового отбора для десяти финансовых инструментов.

Для обучения алгоритм поиска сети разбивает (по умолчанию) все множество наблюдений на следующие множества: обучающее, контрольное и тестовое. Каждое из этих множеств несет свою важную функцию.

На обучающем множестве происходит непосредственное обучение сети, т.е. изменение весовых коэф-

Таблица 5. Результаты построения многослойных нейронных моделей доходностей финансовых инструментов

Параметры	Шаг обучения	Обучающая ошибка	Контрольная ошибка	Тестовая ошибка
«Газпром»	4060	0,0019	0,0021	0,0023
«Лукойл»	3940	0,0005	0,0005	0,0006
«Ростелеком»	530	0,0027	0,0030	0,0032
«СНГ»	180	0,0035	0,0044	0,0041
«Сбербанк»	219	0,0036	0,0042	0,0043
«Роснефть»	1211	0,0043	0,0049	0,0045
«Новатек»	1342	0,0010	0,0010	0,0017
«Полюс»	1542	0,0005	0,0005	0,0006
«МТС»	1982	0,0018	0,0023	0,0022
«НЛМК»	1642	0,0035	0,0043	0,0044
среднее		0,0023	0,0027	0,0028

коэффициентов каждого из нейронов пропорционально ошибке на выходе. Соответственно, все наблюдения из этого множества многократно участвуют в процедуре изменения весовых коэффициентов обучаемой сети.

В таблице 5 представлены результаты построения многослойных сетей обратного распространения доходностей десяти финансовых инструментов, обученных на данных с 12 сентября 2006 г. по 12 сентября 2011 г. (1 238 наблюдений).

В первом столбце таблицы 5 приведены названия десяти финансовых инструментов. Во втором столбце приведены значения количества шагов, которые потребовались нейронной сети (НС), для того, чтобы ошибка обучения достигла уровня малости 0,005. В третьем столбце таблицы представлены ошибки обучения НС на обучающем множестве, построенном для доходностей десяти финансовых инструментов. В четвертом столбце таблицы представлены ошибки обучения НС на контрольном множестве, построенном для доходностей десяти финансовых инструментов. В пятом столбце таблицы представлены ошибки обучения НС на тестовом множестве, построенном для доходностей десяти финансовых инструментов.

Самое большое количество шагов было использовано для построения НС доходности акции ОАО «Газпром» в количестве 4060 шагов, самое малое количество шагов для построения НС доходности акции ОАО «СНГ» – 180 шагов. Для доходностей акций «СНГ», «Сбербанк», «Ростелеком» количество шагов составляет в среднем 300. Для доходностей акций «Роснефть», «Новатек», «Полюс», «НЛМК» количество шагов составляет в среднем 1435. Разница в количестве шагов для каждого финансового инструмента объясняется тем, что для различных финансовых инструментов берутся различные наборы независимых переменных в качестве входной информации

и, соответственно, требуется различное время для обучения нейронной сети, чтобы ошибка обучения достигла заданного уровня малости. Так нейронные сети доходностей акций «СНГ», «Сбербанк», «Ростелеком» обучались быстрее, чем нейронные сети доходностей «Роснефть», «Новатек», «Полюс», «НЛМК». Таким образом, количество шагов, требуемых для обучения сети, определялось сложностью подгонки обучаемых данных к реальным данным.

Анализ результатов построения нейронных сетей десяти финансовых инструментов показал, что ошибки прогнозов для всех исследуемых объектов на трех подмножествах одинаково малы. Таким образом, аппарат нейронных сетей пригоден для целей прогнозирования в финансовых системах.

Прогнозные значения доходностей финансовых инструментов  $y_{n+1}$  определяют соответствующие прогнозные цены согласно формуле (4).

Прогнозирование доходностей финансовых инструментов осуществлялось по тому же принципу, что и обучение, с той лишь разницей, что выходные значения доходностей финансовых инструментов, рассчитанные нейронной сетью, были заранее неизвестны. При этом на этапе адаптивного предсказания применялось однодневное прогнозирование. Для получения прогноза доходности финансового инструмента использовались фактические данные показателей финансовой системы в предыдущий момент времени. В таблице 6 представлены результаты построения прогнозов на 13 сентября 2011 года доходности десяти финансовых инструментов с использованном многослойной сети обратного распространения, обученных на данных с 12 сентября 2006 г. по 12 сентября 2011 г. (1238 наблюдений).

В первом столбце таблицы 6 приведены названия десяти финансовых инструментов. Во втором столбце



Таблица 6. Результаты построения прогнозов доходности и цены финансовых инструментов с использованием многослойной нейронной модели

Параметры	Прогноз доходности	Прогноз цены	Реальная цена	Ошибка прогноза, %
«Газпром»	-0,00701	164,3398	164,11	0,14%
«Лукойл»	-0,01047	1708,913	1708,4	0,03%
«Ростелеком»	-0,01251	162,6202	162,15	0,29%
«СНГ»	0,025013	23,45435	23,289	0,71%
«Сбербанк»	0,015753	80,88442	80,41	0,59%
«Роснефть»	0,009259	220,0083	217,55	1,13%
«Новатек»	0,015849	378,2818	377	0,34%
«Полюс»	-0,00173	1850,795	1849,5	0,07%
«МТС»	0,010703	205,1728	202,8	1,17%
«НЛМК»	0,027653	84,21613	83,16	1,27%
среднее				0,57%

приведены значения количества шагов, которые потребовались нейронной сети, для того, чтобы ошибка обучения достигла уровня малости 0,005. В третьем столбце представлен прогноз доходности на 13 сентября 2011 года, в качестве исходных данных использованы данные с 12 сентября 2006 г. по 12 сентября 2011 г. (1 238 наблюдений). Во втором столбце представлен прогноз цены на 13 сентября 2011 года, рассчитанный по формуле (4) для десяти финансовых инструментов. В третьем столбце представлена фактическая цена закрытия на 13 сентября 2011 года для каждого из десяти финансовых инструментов. В четвертом столбце представлена относительная ошибка прогноза, рассчитанная по формуле (3).

Прогнозные значения цен финансовых инструментов  $P_{n,t+1}$  незначительно отличаются от реальных значений, разброс отклонений составляет диапазон от 0,03% до 1,17% (табл. 6), среднее значение отклонения равно 0,57%.

Сравнение качества прогнозов двух моделей говорит о том, что прогноз нейронной модели (среднее значение отклонения 0,57%) (табл. 6) точнее, чем прогноз регрессионной модели (среднее значение отклонения 2,387%) (табл. 4). Повышение качества прогнозирования доходностей финансовых инструментов достигается при использовании нейронной мо-

дели, которая обладает универсальным типом архитектуры и единым универсальным алгоритмом обучения.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Айвазян С.А., Мхитарян В.С. Прикладная статистика и основы эконометрики: Учебник для вузов. – М.: ЮНИТИ, 1998.
2. Росснев Д.А. Самообучающиеся нейросетевые экспертные системы в медицине: теория, методология. – Красноярск, 2000.

*Увайсов Сайгид Увайсович,*  
д-р техн. наук, профессор, МИЭМ НИУ ВШЭ,  
E-mail: [Uvaysou@yandex.ru](mailto:Uvaysou@yandex.ru)

*Журавлёва Юлия Николаевна,*  
аспирант ГБОУ ВНО  
«Сургутский гос. университет ХМАО-Югры».  
E-mail: [zhuravlyouajin@yandex.ru](mailto:zhuravlyouajin@yandex.ru)

*Палий Сергей Павлович,*  
канд. философ. наук, магистрант  
ФГБОУ ВНО «МГИМО МИД РФ»  
E-mail: [paliys@yahoo.com](mailto:paliys@yahoo.com)