



Рисунок 4 – Изменение вероятности выбора решения остаться в родном селе при изменении полового признака

Сценарный анализ на основе комплекса факторов показал, что наличие или отсутствие мотивации в получении аграрной специальности наиболее сильно влияет только в комплексе с наиболее значимыми факторами, увеличивая вероятность вернуться в родное село на 9,3%, при высокой мотивации (т.е. желании работать в сельском хозяйстве, заняться собственным бизнесом, наличии земельных паев у родителей и т.д.).

Вероятность остаться в родном селе увеличивается на 35,6% при следующем наборе факторов: респондент мужчина, у которого была высокая мотивация в получении аграрного образования и желаемой областью деятельности является сельское хозяйство.

#### Библиографический список

1. Иванова О.А. Будущее социального статуса сельской молодежи в регионе аграрной специализации (на примере Алтайского края) // Известия АлтГУ. – 2001. – № 2/2 (70). – С. 223–227.
2. Лукьянов А.Н. Основные направления развития сельских территорий Алтайского края: проблемы и перспективы // [http://www.econ.asu.ru/inet\\_conf\\_kaf.Menedgmenta\\_2012/lukyanov.pdf](http://www.econ.asu.ru/inet_conf_kaf.Menedgmenta_2012/lukyanov.pdf).
3. Стратегия социально-экономического развития Алтайского края до 2015 года // [http://www.econom22.ru/upload/iblock/f3c/Zakon86-zs\\_121121.pdf](http://www.econom22.ru/upload/iblock/f3c/Zakon86-zs_121121.pdf).
4. Худавердян В.Ц. Молодежная миграция в современном мире: причины и следствия // Знание, Понимание, Умение. – 2012. – № 2. – С. 142–148.

УДК 004.65

## Создание интеллектуальной модели прогнозирования котировок акций на фондовом рынке

*О.И. Левина*  
АлтГУ, г. Барнаул

В настоящее время интеллектуальные модели все активнее используются при решении сложных и не имеющих алгоритмического решения задач. В частности, применяются искусственные нейронные сети. Нейросетевые модели обладают возможностью обнаруживать скрытые закономерности. Таким образом, при помощи нейросетевого моделирования можно предсказывать развитие любого нелинейного процесса, что является идеальной основой для построения различных типов прогнозов [1].

По мнению экспертов-финансистов, фондовые рынки пережили за последние двадцать лет этап интенсивного развития [2]. Тем не менее, около 99% сделок на фондовых и финансовых рынках носят спекулятивный характер, для получения прибыли. Технологию таких сделок можно кратко охарактеризовать следующей фразой: «покупать дешевле, продавать больше». В то же время, экономико-математические методы гораздо реже используются для их эффективного анализа. Однако, с каждым годом все больше трейдеров работают в области разработки методов и моделей для прогнозирования поведения котировок акций на фондовом рынке. [3, 4].

В ходе проведенных исследований, были спроектированы интеллектуальные системы, основанные на искусственных нейронных сетях. Используемые слоистые нейронные сети способны ра-

ботать с зашумленными данными, что позволяет достаточно гибко решать поставленную задачу. Естественно, что задача не решается с абсолютной точностью, но, тем не менее, применение интеллектуальных алгоритмов может принести значительную прибыль в финансовой сфере. Анализ других, более традиционных подходов к решению этой проблемы, таких как классический технический анализ, регрессионный и корреляционный анализ и т.д., показал, что они не обладают необходимой гибкостью за пределами граничных условий. Искусственные нейронные сети обеспечивают перспективные альтернативные решения [5].

Соответственно, для построения модели прогнозирования котировок акций на фондовом рынке, было решено использовать слоистые нейронные сети. В качестве исходной информации были взяты данные с официального сайта «ФИНАМ». Котировки акций брались за период с 2008 года до настоящего времени.

На первом этапе исследования методом экспертных оценок были определены факторы, которые наиболее сильно влияют на котировки акций. В соответствии с заявлениями наиболее авторитетных трейдеров и экономистов, динамика российского рынка в значительной степени зависит от характера мирового фондового рынка и его основной площадки – фондовый рынок США. Это обусловлено значительной долей иностранных инвесторов на российском рынке сырья и, следовательно, определяет подчиненный характер российской экономики, слабость рубля в качестве расчетной и резервной валюты и т.д. Поэтому, на основе эмпирического анализа были выбраны следующие факторы, влияющие на развитие фондового рынка России:

- Индекс Мировой Экономики – CSI200(Китай).
- Индекс Мировой Экономики – World Technology.
- Индекс Мировой Экономики – World Telecommunications.
- Индекс Мировой Экономики – World Consumer Goods.
- Индекс Мировой Экономики – World Financials.
- Индекс Мировой Экономики – World Industrials.
- Курс рубля по отношению к доллару.

На основе этих показателей были построены прогностические модели для следующих курсов акций Московской биржи:

- Компания «М-Видео».
- Компания «Газпром нефть».
- ПАО «Сбербанк».

На следующем этапе анализа данных, осуществлялась предварительная обработка данных с помощью приложения Microsoft Excel. На данном этапе, исходные данные были синхронизированы по времени и осуществлена фильтрация неполных (некорректных) записей, на основе применения базовых статистик [6, 7].

После предварительного анализа данных, полученные данные анализировались при помощи искусственных нейронных сетей, работающих на основе нейропарадигмы «Back Propagation». Так как, при работе, нейронная сеть принимает значения входных переменных и выдает значения выходных переменных, то количество входных и выходных нейронов однозначно определялось размерностью входных и выходных векторов.

Количество скрытых нейронов, в проводимом численном эксперименте, варьировалось с малым шагом в допустимом интервале. Границы данного интервала определялись на основе оценки числа синаптических связей [8].

Для приблизительной оценки числа синаптических связей использовалась формула:

$$\frac{N_y N_p}{1 + \log_2(N_p)} \leq N_w \leq N_y \left( \frac{N_p}{N_x} + 1 \right) (N_x + N_y + 1) + N_y, \quad (1)$$

где  $N_y$  – выходной размер;  $N_p$  – число элементов в обучающей выборки;  $N_x$  – входной размер.

Для оценки числа нейронов в скрытом слое использовалась формула:

$$N = \frac{N_w}{N_x + N_y}, \quad (2)$$

где  $N_y$  – выходной размер;  $N_x$  – входной диапазон;  $N_w$  – число синаптических весов;  $N$  – размерность выходного сигнала (число нейронов в выходном слое).

Для обучения нейронной сети были сформированы обучающие выборки, содержащие данные за период с 2008 года по 2014 год (25000 записей). Для тестирования нейронных сетей использовались тестовые выборки, содержащие данные за 2015 год (350 записей).

В процессе анализа использовались различные архитектуры искусственных нейронных сетей, с количеством скрытых слоев от 1 до 3, и количеством скрытых нейронов от 5 до 30.

Наиболее адекватный прогноз был получен для котировок акций ПАО Сбербанк (рисунок).



Рисунок – Ошибка прогнозирования котировок акций ПАО Сбербанк

Данные результаты были получены искусственной нейронной сетью с 10 скрытыми нейронами.

Прогноз котировок акций для компаний «М-Видео» и «Газпромнефть» при различных архитектурах нейронных сетей варьировался от 15% до 25% при прогнозировании на 1 день. В результате чего был сделан вывод о необходимости использования дополнительного комплекса параметров.

#### Библиографический список

1. Интеллектуальные информационные системы: учебное пособие / А. А. Смагин, С. В. Липатова, А. С. Мельниченко. – Ульяновск : УлГУ, 2010. – 136 с.
2. Ивасенко А.Г. Рынок ценных бумаг. Инструменты и механизмы функционирования: учеб. пособие. 2-е изд., перераб. М.: КНОРУС, 2005.
3. Рынок облигаций: анализ и стратегии. 2-е изд., испр.и доп./ Френк Дж. Фабоцци. Пер с англ.-М.: Альпина Бизнес Букс, 2007.
4. Фондовый рынок. 4-е изд., учебное пособие для вузов/ Н.И Берзон., А.Ю. Аршавский, Е.А Буянова. Вита-пресс, 2009.
5. Нейроинформатика / А. Н. Горбань, В. Л. Дунин-Барковский, А. Н. Кирдин и др. — Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. — 296 с.
6. Шайдуров А.А. Финансовое моделирование при помощи многокритериальной оптимизации // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2008. № 12. С. 110-111.
7. Шайдуров А.А., Харитонов А.А., Зацепин П.М., Шатохин А.С., Пианзин А.И. Применение нечеткой логики в нейросетевом моделировании // Нейроинформатика и ее приложения XII Всероссийский семинар. Редакторы: А.Н.Горбань, Е.М.Миркес; Ответственный за выпуск: Г.М.Садовская. 2004. С. 173-174.
8. Шайдуров А.А. Нейроинформационные технологии: учебное пособие. – Барнаул: Изд-во Алт. ун-та, 2014. – 138 с.

УДК 532.135

#### Моделирование течения полимерных расплавов в щелевых каналах

*Н.А. Макарова<sup>1</sup>, Г.В. Пышнограй<sup>2</sup>, К.Б. Кошелев<sup>3</sup>*

<sup>1</sup>АлтГТУ им. И.И. Ползунова, г. Барнаул,

<sup>2</sup>АлтГПУ, г. Барнаул, <sup>3</sup>ИВЭП СО РАН, г. Барнаул

Трехмерное моделирование течения в щелевых и сходящихся каналах является важной задачей в реологии полимерных растворов и расплавов. Это обусловлено тем, что промышленность работает с полимерами в их вязкоупругом состоянии в областях со сложной геометрией [1].

Расчетная область представлена на рисунке 1. Она представляет собой узкий прямоугольный канал. Полимер течет вдоль оси X, подается на вход в виде параболического профиля в плоскости XOY. Таким образом, исследуется движение жидкого полимера по щелевому каналу.

Математически течение полимера описывается модифицированной моделью Виноградова-Покровского [2].

Расчет проводился на графическом процессоре NVIDIA, модель Tesla C2075 (512 потоков). Программа расчета написана на языке C++, поддерживает архитектуру CUDA.

Была просчитана 1 секунда движения полимера. Начальные установки следующие: