

Министерство образования и науки Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра Математического и компьютерного моделирования

**МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОГНОЗА ЗНАЧЕНИЙ КОТИРОВОК
ЦЕННЫХ БУМАГ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

студента 3 курса 391 группы

направление 38.04.01 Экономика

механико-математического факультета

Уваров Александр Николаевич

Научный руководитель
зав.каф., д.ф.-м.н.

Ю.А. Блинков

Зав. кафедрой
зав.каф., д.ф.-м.н.

Ю.А. Блинков

Саратов 2017

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. В рамках становления российского рынка ценных бумаг в настоящее время первостепенную роль приобретают исследования по моделированию прогноза котировок ценных бумаг. В ведущих государствах, в том числе и России колебания рынка ценных бумаг все менее зависят от политического влияния и влияния других нерыночных факторов, тем самым подтверждается необходимость в проведении объективных исследований данной области.

Очевидным фактом является то, что развитый рынок ценных бумаг определяет экономику страны в целом. В связи с этим за последние годы одним из важнейших направлений развития России связано с принципиальным изменением роли фондового рынка в финансовой системе государства и его хозяйственном механизме в целом.

Научная новизна данного магистерского исследования. Полученные в ходе исследования объективные научные результаты содержат в своей совокупности решения актуальной на сегодняшний день проблемы - изучения моделирования - прогноза значений котировок ценных бумаг с использованием нейронных сетей, а также разработки наиболее эффективного изучения данного предметного вопроса.

Практическая значимость данного магистерского исследования состоит в том, что полученные в нем результаты позволяют оптимизировать отбор средств, методов и форм для разработки наиболее эффективного изучения моделирования - прогноза значений котировок ценных бумаг с использованием нейронных сетей в современной организации.

Разработка нейросетевых моделей прогноза котировок обеспечивает возможность трейдеру принять взвешенное, а не интуитивное решение для совершения каких-либо действий с ценными бумагами.

Предметом исследования, данной магистерской работы, является - моделирование прогноза значений котировок ценных бумаг с использованием нейронных сетей.

Объектом исследования является класс нейросетевых математических моделей для решения задач анализа и прогнозирования финансовых временных рядов.

Целью магистерской работы является теоретическая оценка функционирования рынка ценных бумаг и применение математических методов построения прогноза котировок ценных бумаг с помощью нейронной сети.

При проведении исследования, данной магистерской работы, были использованы следующие **методы исследования**:

1. Анализ существующей базы источников по рассматриваемой проблематике (метод научного анализа);
2. Обобщение и синтез точек зрения, представленных в базе источников (метод научного синтеза и обобщения);
3. Моделирование на основе полученных данных авторского видения в раскрытии поставленной проблематики (метод моделирования).

Теоретической и методической базой исследования данной магистерской работы, являются – мировая и отечественная теория и практика, методологические и инструктивные материалы в данной предметной области.

Структура магистерской работы: работа состоит из введения, двух разделов, заключения, списка использованных источников и приложения. Во введении обоснована актуальность исследования, определены цель, объект, предмет и задачи исследования. Заключение содержит обобщения и выводы, сформулированные по основным результатам магистерской работы. Список использованных источников включает 37 наименований. Магистерская работа содержит 12 таблиц, 23 рисунка.

Результаты, полученные в ходе подготовки магистерской работы, докладывались на:

- Международной научно-практической конференции «Инновации и инвестиции как драйверы социального и экономического развития»
- VI Международной молодёжной научно-практической конференции «Математическое и компьютерное моделирование в экономике, страховании и управлении рисками»

1 Основное содержание работы

В первом разделе данной магистерской работы, рассматриваются теоретико-методологические аспекты (основы) изучения моделирования прогноза значений котировок ценных бумаг. В данном разделе определяются понятие, сущность цели и задачи моделирования прогноза значений котировок ценных бумаг с использованием нейронных сетей, также выявляются основные этапы моделирования.

Неотъемлемой частью любой экономической системы являются финансовые рынки. Многие известные экономисты и математики занимались и занимаются изучением динамики рынков капитала, вопросами анализа и прогнозирования цен на фондовом рынке. И это не случайно, так как в быстромеменяющихся условиях нынешнего времени важным вопросом является уменьшение ошибок, которые можно допустить, например, в момент заработка или потери денежных средств из-за постоянного колебания цен на ценные бумаги. Так же еще одним из факторов, который заставляет обращаться к адекватной оценке прогноза является возможность добиться уверенности в принимаемых решениях, иметь все основания для вложения денежных средств.

На сегодняшний день имеется большой интерес к искусственным нейронным сетям у финансовых аналитиков. Нейросеть представляет собой математическую модель, как с аппаратной, так и программной реализацией схожей по своему принципу с биологическими нейронными сетями. Данное понятие появилось в результате изучения процессов, протекающих в головном мозге, и попытке смоделировать эти процессы.

В дальнейшем такие модели стали применяться в первую очередь при решении задач подготовки различных прогнозов. Для настройки нейронных сетей применяется принцип обучения, используя подготовленные определенным способом выборки значений. Такой алгоритм программирования является важным преимуществом нейронных сетей перед традиционными математическими алгоритмами. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. Построение прогноза с помощью нейронной сети напрямую зависит от ее способности обобщать и выделять скрытые зависимости между входными и выходными параметрами. Обучившись нейронная сеть, учитывая предыдущие значения или какие-то суще-

ствующие в настоящий момент факторы способна предсказать будущее значение некой последовательности. Следует отметить, что прогнозирование возможно только тогда, когда предыдущие изменения действительно в какой-то степени определяют будущее.

Нейронные сети - современный инструмент прогнозирования показателей фондового рынка, базирующийся на алгоритмах искусственного интеллекта. Благодаря широкому использованию в различных областях науки нейросети зарекомендовали себя как гибкий инструмент прогнозирования, способный решать широкий круг задач и оказывать поддержку трейдеру в его работе.

Чтобы создать искусственный интеллект, необходимо построить систему с похожей архитектурой. Изобразим схематичную структуру биологического нейрона и искусственного нейрона на рисунке 1.1.

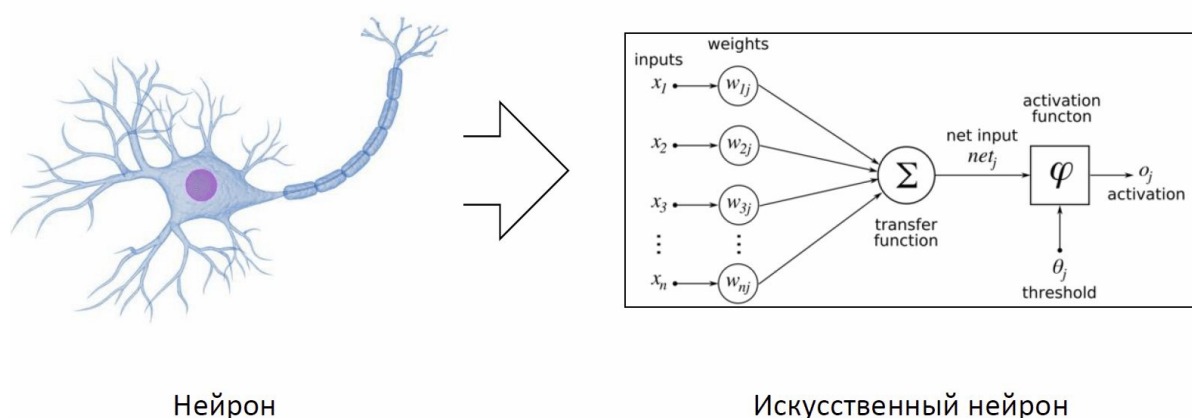


Рисунок 1.1 — Структура биологического нейрона и искусственного нейрона

Интенсивность сигнала, получаемого нейроном, сильно зависит от активности синапсов. Каждый синапс имеет протяженность, и специальные химические вещества передают сигнал вдоль него. Один из самых авторитетных исследователей нейросистем, Дональд Хебб, высказал постулат, что обучение заключается в первую очередь в изменениях «силы» синаптических связей.

В рамках магистерской работы были выбраны 10 акций компаний представленных на российском фондовом рынке, имеющих среднедневной оборот несколько десятков миллионов в день. В качестве исходных данных рассматриваются их средневзвешенные цены, оборот и число сделок каждый день в

период с 1.02.2007 по 01.03.2016. Информационной базой исследования явились статистические базы данных, архивы котировок сайта fnam.ru за период с 2007 по 2016 год, официальные сайты отечественных финансовых организаций, фондовой биржи ММВБ, которые позволяют получить статистическую информацию в формализованном представлении, готовую для анализа.

Проведен аналитический и графический анализ выбранных акций.

Таблица 1.1 — Рассчитанные показатели по акциям

Акции	Ожидаемая доходность	Дисперсия	СКО	Среднедневной оборот	Средняя стоимость 1 сделки	Вероятность дохода
Аэрофлот	0,00582	0,000377	0,01942	404694871,24	56202,21	0,618
Башнефть	0,005918	0,000278	0,01667	129219158,83	61604,85	0,639
Газпром	0,003275	0,000213	0,01460	5156366804,67	134891,95	0,589
ГКМ Норильский	-0,002062	0,000175	0,01324	2348263931,66	140385,33	0,453
Лукойл	0,001516	0,000243	0,01560	3105039784,66	152775,55	0,539
Мосэнерго	0,009111	0,000894	0,02990	84107798,65	86768,22	0,620
ММК	0,003869	0,000270	0,01644	501076300,10	83128,36	0,593
Сбербанк	0,003855	0,000212	0,01455	10577285747,59	147747,29	0,605
Татнефть	-0,001082	0,000216	0,01470	673772140,69	79800,63	0,474
Яндекс	0,002876	0,000299	0,01728	79251924,72	40073,11	0,566

Построена САРМ-модель - модель оценки финансовых активов.

Общий вид модели САРМ:

$$(r_i - r_f) = \beta_i(r_m - r_f) + \alpha_i, \quad (1.1)$$

где r_i – доходность актива;

r_f – безрисковая процентная ставка (минимальная процентная ставка, которая обеспечивает безрисковый доход);

r_m – средняя доходность рынка;

α_i – альфа-коэффициент i-ой ценной бумаги;

β_i – бета-коэффициент i-ой ценной бумаги.

Бета-коэффициент отражает степень чувствительности изменения доходности i -ой ценной бумаги по отношению к изменению доходности рынка.

Бета-коэффициент i -го актива рассчитывается по формуле:

$$\beta_i = \frac{\text{cov}(r_i, r_m)}{\sigma_{r_m}^2}, \quad (1.2)$$

В результате чего получаем следующее: $\beta_i > 0$ – изменение доходности ценной бумаги прямо пропорционально изменению доходности рынка;

$\beta_i < 0$ – изменение доходности ценной бумаги обратно пропорционально;

Если $\beta_i = 0$ или $\beta_i \approx 0$ – ценная бумага не реагирует с рынком, влияние рынка отсутствует, если $\beta_i = 1$ – сильное влияние рынка на доходность ценной бумаги.

Альфа-коэффициент i -го актива рассчитывается по формуле:

$$\alpha_i = r_i - r_f - \beta_i(r_m - r_f), \quad (1.3)$$

где $\alpha_i = 0$ или $\alpha_i \approx 0$ – ценная бумага объективно оценена на рынке;

$\alpha_i > 0$ – ценная бумага переоценена;

$\alpha_i < 0$ – ценная бумага недооценена на рынке.

Полученные значения α и β коэффициентов представлены «таблицей 1.2».

Таблица 1.2 — Оценка альфа и бета коэффициентов

Акции компаний	Альфа	Бетта
Аэрофлот	0,00590	0,54782
Башнефть	0,00100	0,51819
Газпром	0,01472	1,04595
ГКМ Норильский	0,00638	0,66187
Лукойл	0,00281	1,15282
Мосэнерго	-0,02053	-0,11059
ММК	-0,01320	-0,00468
Сбербанк	0,02833	0,96840
Татнефть	0,00495	0,79438
Яндекс	-0,00538	0,69571

Согласно данным из «таблицы 1.2» можно сделать вывод, что на конец марта 2016 года акции компаний Башнефти и Татнефти достаточно объективно оценены; акции компаний Яндекс, Мосэнерго и ММК недооценены, все остальные акции переоценены.

Для моделирования и построения прогноза динамики курса акций ПАО «Ростелеком» в среднесрочной перспективе были исследованы агрегированные по неделям данные за период с 01.01.2007 по 20.11.2016:

$$Y_t = \sum_{i=1}^n p_i q_i / \sum_{i=1}^n q_i, \quad (1.4)$$

где p_i – цена закрытия,

q_i – объем на день торгов,

n – количество дней.

В среднесрочном прогнозе итоговая модель имеет вид:

$$y_t = 0,04711 - 0,000025933t + 1,20964y_{t-1} - 0,221y_{t-2}, \quad (1.5)$$

Коэффициент детерминации R^2 составляет 0,99, то есть модель объясняет 99% вариации процесса.

Для того чтобы определить оптимальные направления вложений капитала и выявить наиболее эффективные способы его использования в течение достаточно длительного периода со стабильной отдачей, необходима разработка стратегии инвестирования и успешная её реализация, поэтому был произведен среднесрочный прогноз на период времени - месяц.

Для моделирования и построения прогноза динамики курса акций ПАО «Ростелеком» в увеличенной среднесрочной перспективе были взяты агрегированные месячные данные за период с января 2007 года по ноябрь 2016 года. Рассмотрим график изменения курса акций в помесечном разрезе, за каждый усредненный месяц торгов в соответствии с рисунком 1.2.

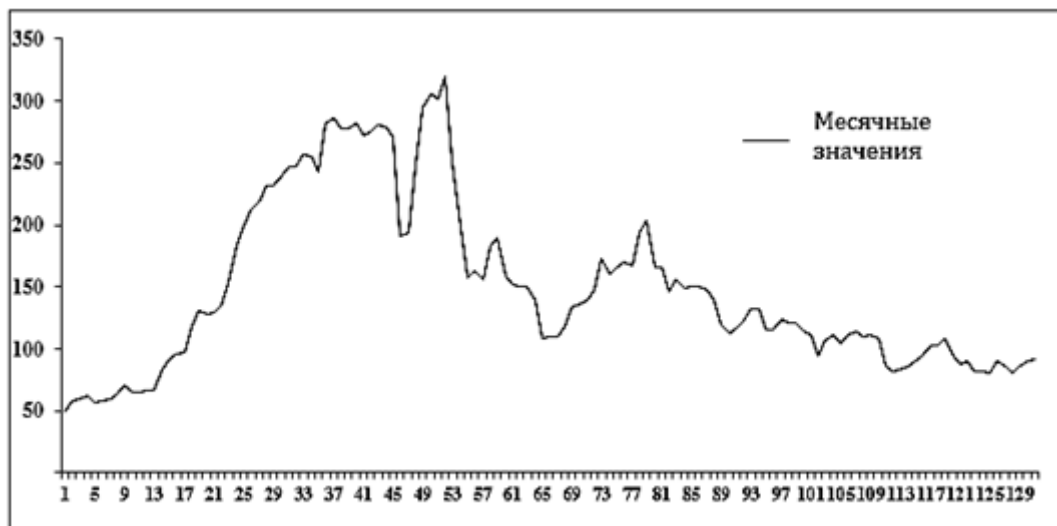


Рисунок 1.2 — Котировки акций компании ПАО «Ростелеком» усредненные по месяцам

На графике рисунка можно заметить структурные изменения, произошедшие в периоды: с сентября 2008 по январь 2009 гг. и с апреля 2009 по июнь 2011 гг. В этой ситуации была построена регрессионная модель переменной структуры:

$$y_t = 76,6618 + 0,752175y_{t-1} - 0,453767t - 74,9232 + 1,96379d_1t + 932,421d_2 - 28,5472d_2t + 0,214487d_2t, \quad (1.6)$$

$$\text{где } d_1 = \begin{cases} 1, t \in [1, 45; 48, 52], \\ 0, t - vse + 46, 47. \end{cases} \quad \text{и } d_2 = \begin{cases} 1, t \in [53; 79], \\ 0, t - vse + 46, 47. \end{cases}$$

Коэффициент детерминации модели составил 0,95.

Визуально соответствие модельных и исходных значений выглядит в соответствии с рисунком 1.3:

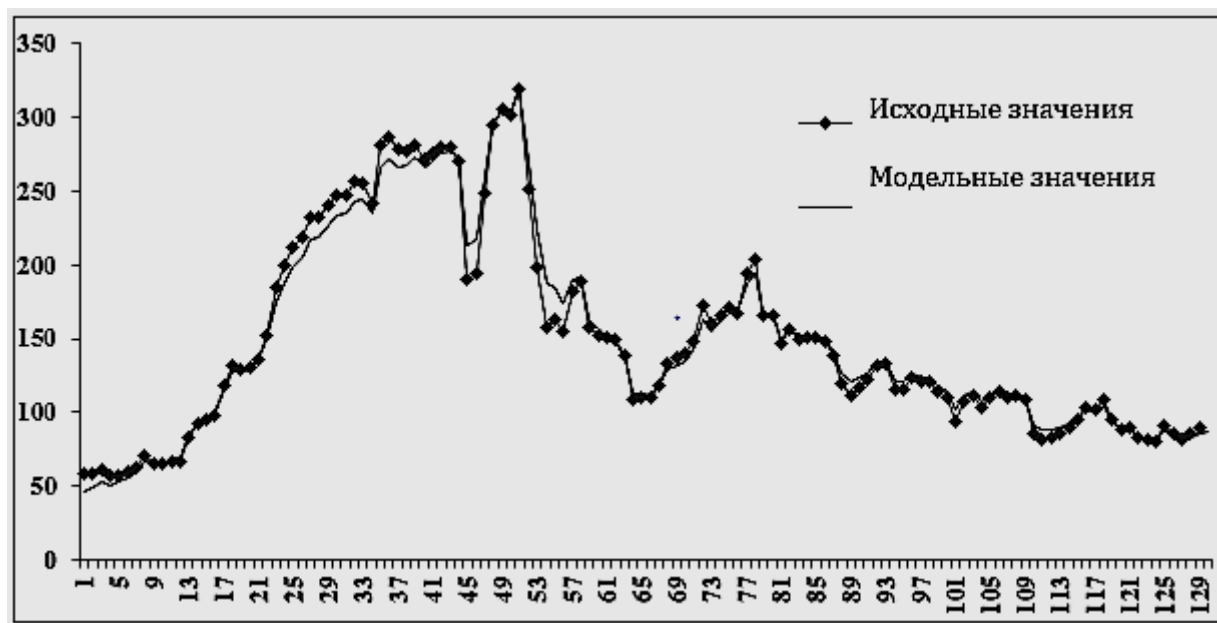


Рисунок 1.3 — Сопоставление модельных и исходных значений котировок акций по месяцам

На основе полученной модели был построен прогноз на 4 месяца вперед представленный «таблицей 1.3».

Таблица 1.3 — Среднесрочный прогноз котировок ПАО «Ростелеком», значений, усредненных по месяцам

Дата	Прогнозные значения	Границы 95% доверительного интервала прогноза		Фактические значения
		нижняя	верхняя	
декабрь	82,69	67,95	97,42	89,70
январь	78,96	64,23	93,69	84,76
февраль	75,70	60,97	90,43	87,83
март	72,80	58,07	87,53	95,08

Подводя итог, стоит отметить, что в результате моделирования и прогнозирования курса акций компании ПАО «Ростелеком» были построены краткосрочный, среднесрочный недельный и среднесрочный месячный прогнозы, позволяющие предсказать, как в будущем будет изменяться цена данной компании, что будет являться отправной точкой для руководства компании в ведении бизнеса, так как данная информация показывает и выявляет тенденции, определяет текущее положение компании на рынке.

Во втором разделе данной магистерской работы, рассматриваются основные принципы нейросетевого моделирования прогноза котировок ценных бумаг и их практическое применение.

Для прогнозирования широкое распространение получили нейронные сети. Использование нейросетей обусловлено их способностью работать с противоречивыми и зашумленными данными.

Одним из наиболее интересных приложений нейронных сетей в последние годы стали задачи финансовой деятельности.

Можно выделить два основных преимущества нейронных сетей:

- При использовании нейронных сетей легко исследовать зависимость прогнозируемой величины от независимых переменных.
- Построение нейросетевой модели происходит адаптивно во время обучения, без участия эксперта. При этом нейронной сети предъявляются примеры из базы данных и она сама подстраивается под эти данные.

Смысл экономического прогнозирования состоит из обширных и многообразных наборов научных методов и моделей, технических и логических средств. Прогнозированием является правдоподобное суждение о предстоящем с относительно высокой степенью достоверности. Рассматривая мировой опыт, степень достоверности прогноза в финансовой сфере не должна опуститься ниже порогового значения в 0,95, соответственно ошибка не должна превышать 5%. Именно вероятностный подход принципиально отличает прогноз от предсказания, то есть вероятностного суждения о будущем.

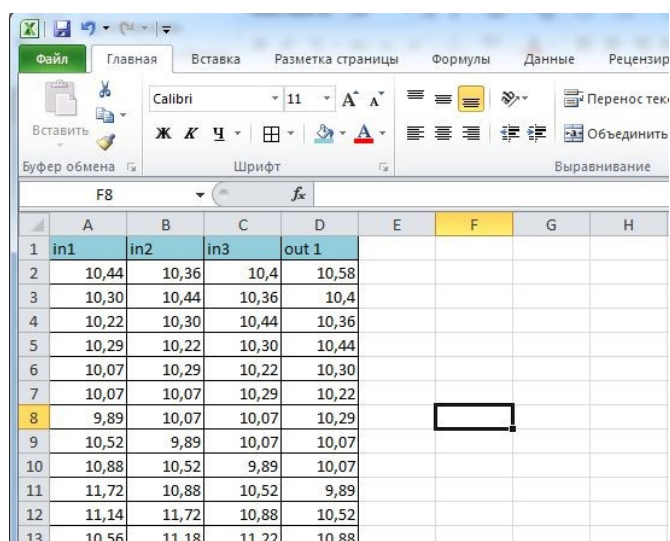
Для использования модели прогнозирования на базе нейронной сети обязывает трейдера поэтапно выполнять следующие операции:

- сформировать обучающую выборку;
- определить архитектуру нейронной сети;
- определить параметры обучения нейронной сети;
- обучить нейронную сеть;
- смоделировать прогноз котировок;
- рассчитать точность прогноза.

Нейронная сеть строится на базе нескольких слоев, состоящих из нейронов. Для построения нейронных сетей нет четкого алгоритма определения числа слоев. Исходя из практических опытов число нейронов первого слоя

произвольно и задается исходя из сложности поставленной задачи. В последующих слоях число нейронов обычно задается в соотношении как 60% от числа нейронов предыдущего слоя. При таком расчете числа нейронов на следующих этапах можно автоматически получать значения числа слоев.

Для анализа были взяты котировки акций компании Яндекс за период с 1 сентября 2016 года по 31 октября 2016 года. Перед созданием нечёткой модели в среде fuzzyTECH интерпретируем эти данные в программу MS Excel. Данные были разбиты на 4 переменных: 1 - я переменная будет выходная её мы оставим неизменной (Y) остальные переменные будут входные, отобразим их в соответствии с рисунком 1.4.



	A	B	C	D	E	F	G	H
1	in1	in2	in3	out 1				
2	10,44	10,36	10,4	10,58				
3	10,30	10,44	10,36	10,4				
4	10,22	10,30	10,44	10,36				
5	10,29	10,22	10,30	10,44				
6	10,07	10,29	10,22	10,30				
7	10,07	10,07	10,29	10,22				
8	9,89	10,07	10,07	10,29				
9	10,52	9,89	10,07	10,07				
10	10,88	10,52	9,89	10,07				
11	11,72	10,88	10,52	9,89				
12	11,14	11,72	10,88	10,52				
13	10,56	11,14	11,72	10,88				

Рисунок 1.4 — Таблица с данными в MS Excel

Переменные принимают следующий вид: 2 - я переменная будет иметь значение $X_1(Y_{i-1})$ это означает, что мы вставляем данные со сдвигом на минус 1 день, Y_{i-1} - влияющие факторы, которые в данном случае и есть итоговый Y, но тот, каким он был раньше, значение денежного потока и продаж в предыдущем периоде. 3 и 4 - ые переменные будут иметь значения $X_{2,3}(Y_{i-1})$ по такой же причине, что и вторая. На основании показателей 3-х дней, мы будем прогнозировать котировку акций компании Яндекс на 4 день. Запустив среду fuzzyTECH задаем 3 входных переменных и 1 выходную, указывая по 3 функции принадлежности для каждой входной переменной и 5 для выходной. Параметры переменных: min - 9, max - 13, default - 10. Минимальная котировка акций компании Яндекс за весь период равна - 9 \$, максимальная

- 13 \$., а интервалом выбираем среднее значение между этими числами, оно равно - 10 \$. Сделаем наши переменные обучаемыми, что бы программа обучала их по данным, которые мы загрузим из таблицы MS Excel. После всех настроек мы загружаем таблицу с данными в среду fuzzyTECH, нажимаем Start и программа обучает переменные.

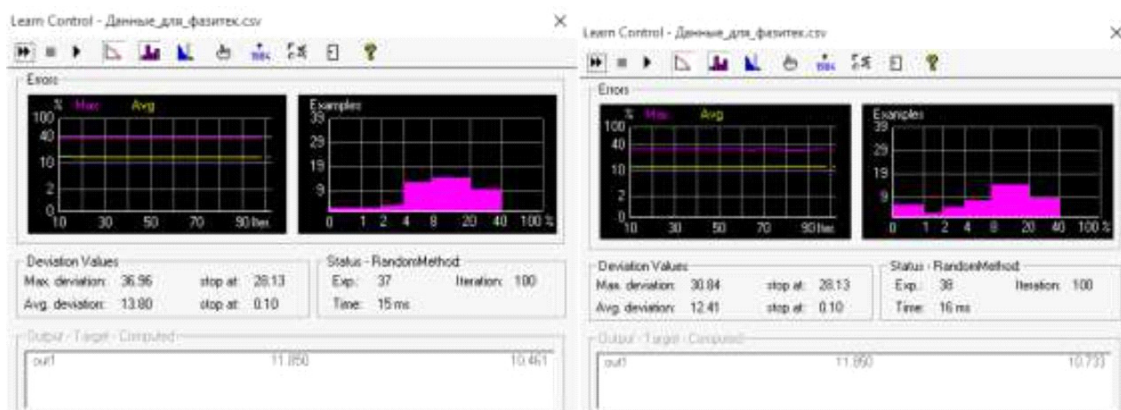


Рисунок 1.5 — Обучение программы fuzzyTech в 8 итераций

Можно увидеть в соответствии с рисунком 1.5 что, только на 8-ой раз обучения максимальное отклонение от выборки (розовая шкала слева) стало наименьшим и упало на 11% от первоначального результата и стало составлять при обучении 30.84%, а среднее отклонение от выборки (жёлтая шкала слева) 12.41%, хотя на 7-ой раз этот результат был лучше.

Программа автоматически создаёт блок правил, по которым в дальнейшем система будет выдавать результат прогнозирования. Всего получилось 135 правил отраженных в соответствии с рисунком 1.6.

#	IF	in1	in2	in3	THEN	Out	out1
1	tern1	tern1	tern1	tern1	0.90	tern1	
2	tern1	tern1	tern1	tern1	0.70	tern2	
3	tern1	tern1	tern1	tern1	0.50	tern2	
4	tern1	tern1	tern1	tern1	0.30	tern4	
5	tern1	tern1	tern1	tern1	0.07	tern5	
6	tern1	tern1	tern2	tern1	0.80	tern1	
7	tern1	tern1	tern2	tern2	0.50	tern2	
8	tern1	tern1	tern2	tern2	0.30	tern3	
9	tern1	tern1	tern2	tern2	0.10	tern4	
10	tern1	tern1	tern2	tern2	0.00	tern5	
11	tern1	tern1	tern3	tern1	0.45	tern1	
12	tern1	tern1	tern3	tern2	0.30	tern2	
13	tern1	tern1	tern3	tern3	1.00	tern3	
14	tern1	tern1	tern3	tern3	1.00	tern4	
15	tern1	tern1	tern3	tern3	0.00	tern5	

Рисунок 1.6 — Правила в программе fuzzyTech

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Произведено начало исследования применимости на практике механизма прогнозирования значений котировок ценных бумаг на фондовом рынке с использованием нейронных сетей.

Были достигнуты поставленные задачи, изучены основные принципы нейросетевого моделирования прогноза котировок ценных бумаг, проанализированы принципы формирования обучающей выборки, изучены методики оценки точности нейросетевого прогноза.

Нейронные сети являются очень мощным инструментом для работы на финансовых рынках, но для освоения этого этой технологии нужно потратить достаточно большое количество времени сопоставимое с изучением технического анализа.

Плюс нейросетей – объективность при принятии решения, а минусом – решение принимает фактически черный ящик.

Основные проблемы, возникающие при работе с этой технологией – правильная предобработка данных, этот этап играет решающую роль для прогнозирования данных и очень многие безуспешные попытки работы с нейросетями связаны именно с этим этапом.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Федеральный закон от 22.04.1996 N 430-ФЗ «О внесении изменений в Федеральный закон «О рынке ценных бумаг» и отдельные законодательные акты Российской Федерации» // Российская газета, 11.01.2016, №6869.
2. Федеральный закон от 28.12.2002 №185-ФЗ «О внесении изменений и дополнений в Федеральный закон «О рынке ценных бумаг» и о внесении дополнения в Федеральный закон «О некоммерческих организациях» // Российская газета, 03.07.2016, №7014.
3. Положение о клиринговой деятельности на рынке ценных бумаг в Российской Федерации, утвержденное Постановлением ФКЦБ от 9.08.2002 N 32/пс // Российская газета, 02.10.2016, №6856.
4. Постановление ФКЦБ от 12 февраля 2003 г. N 03-11 «О внесении изменений и дополнений в отдельные акты Федеральной комиссии по рынку ценных бумаг». М.: Российская газета, 2016, №6937.
5. Постановление ФКЦБ «О Стандартах эмиссии ценных бумаг и регистрации проспектов ценных бумаг» // Российская газета, №7064, 11.09.2016.
6. Баранова, А.С. Кредитные риски / А.С. Баранова, О.Е. Никонец // Экономика и управление в XXI веке. 2015. № 7. С. 43-48.
7. Никонец, О.Е. Интеграция систем регулирования российского и мирового финансового рынка: теоретический и практический аспект / О. Е. Никонец // Вестник Брянского государственного университета. 2014. № 3. С. 309-313.
8. Рулинская, А.Г. Финансовый рынок России: современные характеристики, инструменты, регуляторы / А. Г. Рулинская, Р. А. Беспалов, О. В. Беспалова, А. В. Зверев, Ю. С. Караваева, Л. А. Ковалерова, В. В. Мандрон, М. Ю. Мишина, О. Е. Никонец, Е. А. Савинова, А. В. Таранов // Монография. Под общей редакцией А.Г. Рулинской. М.: Мир науки, 2015. 122 с.

9. Ясницкий, Л.Н. Введение в искусственный интеллект /Л.Н. Ясницкий. Учеб. пособие для студ. высш. учеб. заведений. М: Издательский центр «Академия», 2005. 176 с.
10. Козлов, Н.Б. Формирование рынка ценных бумаг в постсоциалистических странах. / Н. Б. Козлов М.: РАН; Институт международных экономических и политических исследований, 2012. 316 с.
11. Колесников, Г. Современные способы манипулирования финансовыми рынками в России / Г. Колесников // Рынок ценных бумаг. 2014. N18. С. 8-11.
12. Мильчакова, Н. Эффективность фондового рынка: институциональный подход / Н. Мильчакова // Вопросы экономики. 2014. № 5. С. 97-110.
13. Элдер, А. Основы биржевой игры. Учебное пособие для участников торгов на мировых биржах / А. Элдер Пер. с англ. М.: Светочъ. 2016. 276 с.
14. Колодко, Д.В. Экспертное краткосрочное прогнозирование валютного рынка Forex / Д.В. Колодко // Электронный научный журнал «Управление экономическими системами» 2012. №4. С. 99-100.