

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
 федеральное государственное автономное
 образовательное учреждение высшего образования
 «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (ТПУ)

Школа Инженерная школа ядерных технологий
 Направление подготовки 01.04.02 «Прикладная математика и информатика»
 Отделение школы (НОЦ) экспериментальной физики

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Тема работы
Классификация финансовых временных рядов с использованием нейронных сетей
УДК 004.7.032.26:519.246:336

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
ОВМ91	Курникова Александра Олеговна		

Руководитель ВКР

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Шинкеев М.Л.	к. ф.-м. н., доцент		

КОНСУЛЬТАНТЫ ПО РАЗДЕЛАМ:

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Киселева Е.С.	к. э. н., доцент		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Антоневич О.А.	к. б. н., доцент		

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:

Руководитель ООП	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор	Трифонов А.Ю.	д. ф.-м. н., профессор		

Планируемые результаты обучения по ООП

Код	Результаты обучения
ПК(У)-1	Способен проводить научные исследования и получать новые научные и прикладные результаты самостоятельно и в составе научного коллектива
ПК(У)-2	Способен проводить поиск и анализ научной и научно-технической литературы по тематике проводимых исследований
ПК(У)-3	Способен разрабатывать и анализировать показатели качества информационных систем, используемых в производственной деятельности
ПК(У)-4	Способен планировать научно-исследовательскую деятельность, анализировать риски, управлять проектами, управлять командой проекта
ПК(У)-5	Способен преподавать математических дисциплин и информатики в образовательных организациях высшего образования
ПК(У)-6	Способен проектировать и организовывать учебный процесс по образовательным программам с использованием современных образовательных технологий
ОПК(У)-1	Способен решать актуальные задачи фундаментальной и прикладной математики
ОПК(У)-2	Способен совершенствовать и реализовывать новые математические методы решения прикладных задач
ОПК(У)-3	Способен разрабатывать математические модели и проводить их анализ при решении задач в области профессиональной деятельности
ОПК(У)-4	Способен комбинировать и адаптировать существующие информационно-коммуникационные технологии для решения задач в области профессиональной деятельности с учетом требований информационной безопасности
УК(У)-1	Способен осуществлять критический анализ проблемных ситуаций на основе системного подхода, выработать стратегию действий
УК(У)-2	Способен управлять проектом на всех этапах его жизненного цикла
УК(У)-3	Способен организовывать и руководить работой команды, выработывая командную стратегию для достижения поставленной цели
УК(У)-4	Способен применять современные коммуникативные технологии, в том числе на иностранном (-ых) языке(-ах), для академического и профессионального взаимодействия
УК(У)-5	Способен анализировать и учитывать разнообразие культур в процессе межкультурного взаимодействия
УК(У)-6	Способен определять и реализовывать приоритеты собственной деятельности и способы ее совершенствования на основе самооценки

Министерство образования и науки Российской Федерации
федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

Инженерная школа ядерных технологий

Направление подготовки 01.04.02 «Прикладная математика и информатика»

Отделение экспериментальной физики

УТВЕРЖДАЮ:

Руководитель ООП

_____ Трифонов А.Ю.

(Подпись) (Дата) (Ф.И.О.)

ЗАДАНИЕ

на выполнение выпускной квалификационной работы

В форме:

Магистерской диссертации

Студенту:

Группа	ФИО
ОВМ91	Курникова Александра Олеговна

Тема работы:

Классификация финансовых временных рядов с использованием нейронных сетей	
Утверждена приказом директора (дата, номер)	22.04.2021 №112-22с

Срок сдачи студентом выполненной работы:

31.05.2021

ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ:

Исходные данные к работе <i>(наименование объекта исследования или проектирования; производительность или нагрузка; режим работы (непрерывный, периодический, циклический и т. д.);</i>	Цены закрытия компаний ОАО «ИркутскЭнерго» (IRGZ), ПАО «Газпром» (GAZP), Банк ВТБ (VTBR), TCS Group Holding PLC (TCSG), Yandex (YNDX), Группа «Детский мир» (DSKY), Fix Price Group (FIXP), Ozon Holdings PLC (OZON) с периодичностью 15 минут за
---	---

	март – апрель 2021 года. Источником данных является информационный портал Finam.ru.
<p>Перечень подлежащих исследованию, проектированию и разработке вопросов</p> <p><i>(аналитический обзор по литературным источникам с целью выяснения достижений мировой науки техники в рассматриваемой области; постановка задачи исследования, содержание процедуры исследования, проектирования, конструирования; заключение по работе).</i></p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Аналитический обзор по литературным источникам; 2. Подбор оптимального объема обучающей выборки; 3. Выбор архитектуры и параметров используемой нейронной сети; 4. Построение двухзначной классификации (Рост/Спад), используя нейронные сети различной структуры; 5. Построение трехзначной классификации (Рост/Спад/Нейтрально), используя нейронные сети различной структуры; 6. Сравнительный анализ результатов, полученных с помощью неросетей, выбор оптимальных моделей, которые могут использоваться для двух- и трехфакторной классификации финансовых временных рядов.
<p>Перечень графического материала</p> <p><i>(с точным указанием обязательных чертежей)</i></p>	Графики временных рядов для акций компаний.
Консультанты по разделам выпускной квалификационной работы	
Раздел	Консультант
Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	Киселева Е.С.
Социальная ответственность	Антоневич О.А.
Раздел на иностранном языке	Сидоренко Т.В.

Дата выдачи задания на выполнение выпускной квалификационной работы по линейному графику	01.03.2020
---	------------

Задание выдал руководитель:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Шинкеев М.Л.	к.ф.-м.н., доцент		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
0ВМ91	Курникова Александра Олеговна		

ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА «СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ»

Студенту:

Группа	ФИО
0BM91	Курникова Александра Олеговна

Школа	Ядерных технологий	Отделение (НОЦ)	Элементарной физики
Уровень образования	Магистратура	Направление/специальность	Прикладная математика и информатика

Тема ВКР:

Анализ больших данных	
Исходные данные к разделу «Социальная ответственность»:	
1. Характеристика объекта исследования (вещество, материал, прибор, алгоритм, методика, рабочая зона) и области его применения	Объект исследования – нейросетевые модели, которые используются при классификации финансовых временных рядов. Работа проводилась в 10 корпусе 427а аудитории с использованием компьютера. Рабочая зона: стол, стул, ПК.
Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:	
1. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности: <ul style="list-style-type: none"> – специальные (характерные при эксплуатации объекта исследования, проектируемой рабочей зоны) правовые нормы трудового законодательства; – организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны. 	<ul style="list-style-type: none"> – ГОСТ 12.1.013-78 «Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Строительство. Электробезопасность. Общие требования» – ГОСТ 12.2.032-78 «Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Рабочее место при выполнении работ сидя. Общие эргономические требования» – СанПиН 2.2.2/2.4.1.1340-03 «Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы» – СанПиН 2.2.4.548-96 «Гигиенические требования к микроклимату производственных помещений» – СанПиН 2.2.1/2.1.1.1278-03 «Гигиенические требования к естественному, искусственному и совмещенному освещению жилых и общественных зданий» – СанПиН 2.2.4/2.1.8.10-32-2002 «Шум на рабочих местах, в помещениях жилых, общественных зданий и на территории жилой застройки» – СанПиН 2.2.4.1191-03 «Электромагнитные поля в производственных условиях»
2. Производственная безопасность: 2.1. Анализ выявленных вредных и опасных факторов 2.2. Обоснование мероприятий по снижению воздействия	<ul style="list-style-type: none"> – Нервно-психические перегрузки, связанные с напряженностью трудового процесса – Отклонение показателей микроклимата – Отсутствие или недостаток необходимого естественного/искусственного освещения рабочей зоны – Повышенная запыленность и загазованность рабочей зоны – Повышенный уровень электромагнитных излучений и ионизирующих излучений в рабочей зоне
3. Экологическая безопасность:	Загрязнение литосферы побочными отходами трудовой деятельности
4. Безопасность в чрезвычайных ситуациях:	Наиболее типичная ЧС – пожар

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику	
---	--

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Антоневич Ольга Алексеевна	Кандидат биологических наук		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
0ВМ91	Курникова Александра Олеговна		

ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА «ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСОЭФФЕКТИВНОСТЬ И РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ»

Студенту:

Группа	ФИО
0ВМ91	Курниковой Александре Олеговне

Школа	Ядерных технологий	Отделение (НОЦ)	Элементарной физики
Уровень образования	Магистратура	Направление/специальность	01.04.02 Прикладная математика и информатика

Исходные данные к разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»:

1. Стоимость ресурсов научного исследования (НИ): материально-технических, энергетических, финансовых, информационных и человеческих	Стоимость материальных ресурсов определялась в соответствии с рыночными ценами г. Томска. Тарифные ставки исполнителей определены штатным расписанием НИ ТПУ.
2. Нормы и нормативы расходования ресурсов	Коэффициенты для расчета заработной платы
3. Используемая система налогообложения, ставки налогов, отчислений, дисконтирования и кредитования	Отчисления во внебюджетные фонды (30,2%);

Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:

1. Оценка коммерческого и инновационного потенциала НТИ	1. Потенциальные потребители результатов исследования; 2. SWOT – анализ; 3. Анализ конкурентных технических решений
2. Разработка устава научно-технического проекта	1. Постановка цели, ожидаемых результатов проекта; 2. Определение внутренних и внешних заинтересованных сторон проекта; 3. Определение ограничений/допущений проекта.
3. Планирование процесса управления НТИ: структура и график проведения, бюджет, риски и организация закупок	1. Определение структуры и трудоемкости выполнения работ; 2. Бюджет научно - технического исследования (НТИ); 3. Реестр рисков проекта.
4. Определение ресурсной (ресурсосберегающей), финансовой, бюджетной, социальной и экономической эффективности исследования	1. Определение интегрального финансового показателя разработки; 2. Определение интегрального показателя ресурсоэффективности разработки; 3. Определение интегрального показателя эффективности

Перечень графического материала (с точным указанием обязательных чертежей):

1. Оценка конкурентоспособности технических решений
2. Матрица SWOT
3. Оценка готовности проекта к коммерции
4. Заинтересованные стороны
5. Цели и результат проекта
6. Рабочая группа проекта
7. Ограничения / допущения проекта
8. Временные показатели осуществления комплекса работ
9. Календарный план-график выполнения работ (диаграмма Грантта)
10. Расчет бюджета исследования
11. Реестр рисков

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику	
--	--

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОГСН ШБИП	Киселева Е.С.	К. Э. Н.		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
0ВМ91	Курникова Александра Олеговна		

Реферат

Пояснительная записка к научно-исследовательской работе выполнена на 251 странице машинописного текста, содержит 69 таблицы, 8 рисунков, 24 источников и 18 приложений.

Ключевые слова: Нейронная сеть, многослойный персептрон, финансовые временные ряды, классификация временных рядов.

Объект исследования: нейросетевые модели, которые используются при классификации финансовых временных рядов.

Цель работы – исследование возможности классификации цен закрытия акций компании разных отраслей Российской экономики с использованием нейронных сетей.

Разработан подход к проблеме классификации временных рядов, в основе которого лежат нейросетевые методы. Они отличаются своей способностью устанавливать нелинейные связи между будущими и фактическими значениями и хорошей масштабируемостью. Используя многослойный персептрон и алгоритм обучения BFGS, в среде STATISTICA 10.0 были построены нейронные сети, позволяющие получить краткосрочные прогнозы котировок ценных бумаг на фондовом рынке для задачи и классификации.

Степень внедрения: средняя; результаты данной работы могут быть использованы для классификации финансовых временных рядов методами двухфакторной классификации (Рост/Спад) и трехфакторной классификации (Рост/Спад/Нейтрально).

Область применения: фондовый рынок: инвесторы, владеющие акциями; банки; банковские организации. Также данными исследованиями могут воспользоваться государственные учреждения, интернет-ресурсы и другие связанные с финансовыми инвестициями организации.

Оглавление

Введение	12
1. Теоретическая часть	14
1.1. Понятие временного ряда и его классификация	14
1.2. Понятие нейронной сети и ее особенности	15
1.3. Обучение многослойного перцептрона.....	17
2. Практическая часть	22
2.1. Классификация для акции IRGZ	23
2.2. Классификация для акции GAZP	31
2.3. Классификация для акции VTBR.....	38
2.4. Классификация для акции TCSG	45
2.5. Классификация для акции YNDX.....	52
2.6. Классификация для акции DSKY	59
2.7. Классификация для акции FIXP.....	66
2.8. Классификация для акции OZON	75
Результаты проведенного исследования	82
3. Социальная ответственность	86
3.1. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности... 86	
3.1.1. Специальные правовые нормы трудового законодательства.....	86
3.1.2. Организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны... 86	
3.2. Производственная безопасность	88
3.3. Анализ опасных и вредных производственных факторов	89
3.3.1. Психофизические факторы	89
3.3.2. Отклонение показателей микроклимата	90
3.3.3. Отсутствие и недостаток необходимого естественного / искусственного освещения рабочей зоны	91
3.3.4. Повышенная запыленность и загазованность воздуха рабочей зоны 94	
3.3.5. Повышенный уровень электромагнитных излучений и ионизирующих излучений в рабочей зоне	95
3.4. Экологическая безопасность	97
3.5. Безопасность в чрезвычайных ситуациях. Пожарная безопасность ... 98	
Выводы и рекомендации по разделу «Социальная ответственность»	99

4. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	100
4.1. Предпроектный анализ	100
4.1.1. Потенциальные потребители результатов исследования.....	100
4.1.2. Анализ конкурентных технических решений	101
4.1.3. SWOT-анализ	102
4.1.4. Оценка готовности проекта к коммерциализации	103
4.1.5. Методы коммерциализации результатов научно-технического исследования	105
4.2. Инициация проекта	105
4.2.1. Организационная структура проекта.....	106
4.2.2. Ограничения и допущения проекта	106
4.3. Планирование научно-исследовательских работ	107
4.3.1. Определение трудоемкости выполнения работ и разработка графика проведения научного исследования	107
4.3.2. Бюджет научно-технического исследования	111
4.4. Реестр рисков проекта	116
Выводы по главе «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение».....	116
Заключение	119
Список публикаций студента	120
Список используемой литературы	121
Приложение 1.....	123
Приложение 2.....	127
Приложение 3.....	131
Приложение 4.....	135
Приложение 5.....	139
Приложение 6.....	143
Приложение 7.....	147
Приложение 8.....	151
Приложение 9.....	155
Приложение 10.....	159

Приложение 11.....	163
Приложение 12.....	167
Приложение 13.....	171
Приложение 14.....	175
Приложение 15.....	179
Приложение 16.....	183
Приложение 17.....	187
Приложение 18.....	251

Введение

В условиях современной экономической ситуации и резкого наращивания темпов развития науки и техники для получения прибыли все больше становятся актуальными вопросы планирования и принятия решений на основе классификации и прогнозирования. [6]

До недавних пор основными методами классификации временных рядов оставались статистические методы. Однако связанные с этими методами математические модели не всегда линейны, и поэтому они не могут прогнозировать сложные явления и процессы, в которых модель данных может быть нелинейной. В этих случаях и приходит на помощь аппарат нейронных сетей.

Актуальность диссертационного исследования заключается в использовании нейронных сетей для решения трудноформализуемой задачи классификации финансовых временных рядов, а также важностью получения качественных прогнозов основных финансовых индикаторов в условиях рыночной экономики.

В данной работе для решения задачи классификации финансовых временных рядов рассмотрены нейросетевые методы, которые отличаются от других моделей своей способностью устанавливать нелинейные связи между будущими и фактическими значениями и хорошей масштабируемостью.

Цель работы – исследование возможности классификации цен закрытия акций компании разных отраслей Российской экономики с использованием нейронных сетей.

Объект исследования: нейросетевые модели, которые используются при классификации финансовых временных рядов.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Проанализировать существующие нейросетевые методы, используемые для классификации финансовых временных рядов;
2. Выбрать оптимальные нейронные сети для различных компаний;

3. Построить классификацию цен закрытия акций компаний двухфакторной классификации (Рост/Спад) и трехфакторной классификации (Рост/Спад/Нейтрально), используя нейронные сети различной структуры;
4. На основании построенных классификаций сделать вывод о возможности применения нейронных сетей рассматриваемой архитектуры для классификации финансовых временных рядов.

Период исследования: цены закрытия компаний ОАО «ИркутскЭнерго», ПАО «Газпром», Банк ВТБ, TCS Group Holding PLC, Yandex, Группа «Детский мир», Fix Price Group, Ozon Holdings PLC с периодичностью 15 минут за март – апрель 2021 года.

Источником данных является информационный портал Finam.ru. Для проведения расчетов и построения нейросетевых моделей был использован программный пакет STATISTICA (ST), программный модуль – ST Neural Networks.

1. Теоретическая часть

1.1. Понятие временного ряда и его классификация

Если данные характеризуют какой-то объект за ряд последовательных значений, характеризующих изменение показателя во времени, то эти данные временной ряд. Временной ряд – это совокупность значений какого-либо показателя за несколько последовательных моментов (периодов) времени. [1] Особенности уровней из которых состоят временные ряды формируются под воздействием большого числа факторов. Эти факторы разбиваются на группы:

- 1) факторы, формирующие тенденцию ряда;
- 2) факторы, формирующие циклические колебания ряда;
- 3) случайные факторы.

Зависимость уровней ряда от времени может быть разная при разных сочетаниях этих факторов:

1) Если некоторые данные рассматривать не в совокупности с другими, они могут показывать другую тенденцию и оказывать разное воздействие на исследуемый показатель.

2) Циклические колебания могут быть характерны для изучаемого показателя. Например, для экономических временных рядов такие колебания носят сезонный характер и их можно корректно распознать только в большом количестве данных за длительное время.

3) У временного ряда может не быть тенденции или циклов, а следующий уровень быть равным сумме среднего уровня ряда и случайной составляющей.

Это теория, а в реальности данные редко можно полностью причислить к одной из вышеперечисленных моделей. Чаще, они содержат в себе сразу все три компоненты.

Главной задачей исследования временного ряда является придание числового выражения компонентам. Это будет необходимо для классификации и прогнозирования будущих значений временного ряда и для других исследований над ним. [3]

Целью классификации временного ряда является по исходным данным предсказать будущие значения характеристик данного объекта. Существуют несколько методов классификации временных рядов. Все их можно поделить на две большие группы: локальные и глобальные по области определения параметров аппроксимирующей функции. Вот некоторые модели для классификации временного ряда [2]:

- регрессионные модели;
- авторегрессионные модели;
- модели экспоненциального сглаживания;
- нейросетевые модели;
- модели на базе классификационно-регрессионных деревьев (CART);
- дискретное преобразование Фурье.

В данной работе используются модели классификации с помощью нейронных сетей.

1.2. Понятие нейронной сети и ее особенности

Причина начала исследования искусственной нейронной сети связаны с тем, что работа человеческого мозга кардинально отличается от работы цифрового компьютера. Мозг – это очень сложный, нелинейный, параллельный компьютер. Он организует свои структурные компоненты, называемые нейронами, так, что они выполняют конкретные задачи (такие как распознавание образов, восприятие, контроль движения) во много раз быстрее, чем самые мощные компьютеры. [5] Мозг имеет структуру, позволяющую строить собственные правила на основе опыта. Опыт накапливается с течением времени.

Пластичность нервной системы позволяет адаптировать ее к окружающей среде. Аналогично в нейронных сетях производится настройка искусственных нейронов и формируется структура нейронной сети. Таким образом, нейронная сеть представляет собой машину, которая моделирует способ обработки мозгом конкретной задачи. Обычно эта сеть реализуется с помощью электронных компонентов или моделируется программой.

Для достижения высокой производительности, нейронные сети используют массив взаимосвязанных элементов, называемых нейронами. Таким образом, возможно следующее определение нейронной сети, выступающей в роли адаптивной машины: нейронная сеть – это массивный распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных обрабатывающих блоков со способностью хранения данных и обработки их для последующего использования.

Искусственные нейронные сети используются для аппроксимации функций, классификации и распознавания образов, прогнозирования, идентификации, оценивания и ассоциативного управления. [4]

Основными элементами нейронной сети являются нейроны.

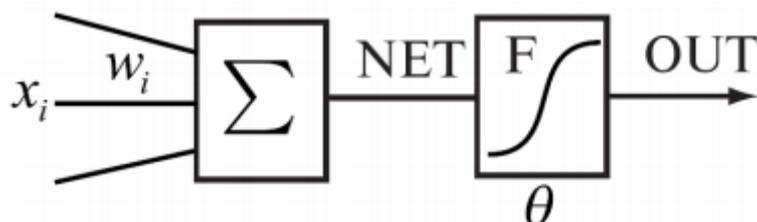


Рисунок 1. Нейрон

Нейрон состоит из взвешенного сумматора и нелинейного элемента. Функционирование нейрона определяется формулами:

$$NET = \sum_i w_i x_i$$

(1)

$$OUT = F (NET - \theta)$$

(2)

где x_i – входные сигналы, совокупность всех входных сигналов нейрона образует вектор x ;

w_i – весовые коэффициенты, совокупность весовых коэффициентов образует вектор весов w ;

NET – взвешенная сумма входных сигналов, значение NET передается на нелинейный элемент;

θ – пороговый уровень данного нейрона;

F – нелинейная функция, называемая функцией активации.

Нейрон имеет несколько входных сигналов x и один выходной сигнал OUT . Параметрами нейрона, определяющими его работу, являются: вектор весов w , пороговый уровень θ и вид функции активации F .

Все активационные функции должны обладать двумя важными свойствами.

1) Нелинейность. В случае линейности активационной функции последовательное распространение сигнала по сети означает лишь его масштабирование. [2] Благодаря нелинейным активационным функциям можно получать все более сложную функциональную зависимость по мере прохождения сигнала через каждый нейрон.

2) Ограниченная область допустимых значений при неограниченной области определения. Величина выходного сигнала всегда остается в заданных пределах, не зависимо от того, какое количество пресинаптических нейронов суммируется по мере прохождения сигнала по сети. В связи с этим нет ограничения на количество связей между нейронами – оно может быть сколь угодно большим. [5]

1.3. Обучение многослойного перцептрона

Многослойный перцептрон - нейронная сеть с прямой передачей сигнала, линейными PSP-функциями и (как правило) нелинейными функциями активации.

Мы сможем лучше понять, как устроен и как обучается многослойный перцептрон (MLP), если выясним, какие функции он способен моделировать. Вспомним, что уровнем активации элемента называется взвешенная сумма его входов с добавленным к ней пороговым значением. Таким образом, уровень активации представляет собой простую линейную функцию входов. Эта активация затем преобразуется с помощью сигмоидной (имеющей S-образную форму) кривой. [7]

Комбинация линейной функции нескольких переменных и скалярной сигмоидной функции приводит к характерному профилю "сигмоидного склона", который выдает элемент первого промежуточного слоя MLP (на

рисунке 2 соответствующая поверхность изображена в виде функции двух входных переменных. Элемент с большим числом входов выдает многомерный аналог такой поверхности). При изменении весов и порогов меняется и поверхность отклика. При этом может меняться как ориентация всей поверхности, так и крутизна склона. Большим значениям весов соответствует более крутой склон. Так, например, если увеличить все веса в два раза, то ориентация не изменится, а наклон будет более крутым.

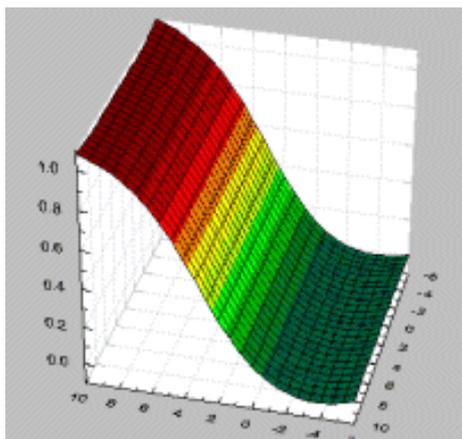


Рисунок 2.

В многослойной сети подобные функции отклика комбинируются друг с другом с помощью последовательного взятия их линейных комбинаций и применения нелинейных функций активации. [6] На рисунке 3 изображена типичная поверхность отклика для сети с одним промежуточным слоем, состоящим из двух элементов, и одним выходным элементом, для классической задачи "исключающего или" (Xor). Две разных сигмоидных поверхности объединены в одну поверхность, имеющую форму буквы "U".

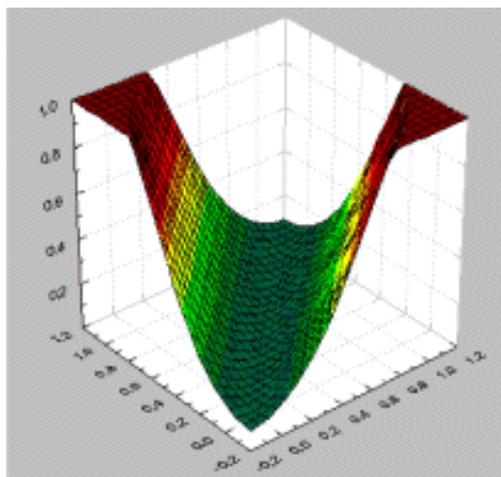


Рисунок 3. Поверхность отклика для сети

с одним промежуточным слоем, и одним выходным элементом

Перед началом обучения сети весам и порогам случайным образом присваиваются небольшие по величине начальные значения. Тем самым отклики отдельных элементов сети имеют малый наклон и ориентированы хаотично - фактически они не связаны друг с другом. По мере того, как происходит обучение, поверхности отклика элементов сети вращаются и сдвигаются в нужное положение, а значения весов увеличиваются, поскольку они должны моделировать отдельные участки целевой поверхности отклика.

В задачах классификации выходной элемент должен выдавать сильный сигнал в случае, если данное наблюдение принадлежит к интересующему нас классу, и слабый – в противоположном случае. Иначе говоря, этот элемент должен стремиться смоделировать функцию, равную единице в той области пространства объектов, где располагаются объекты из нужного класса, и равную нулю вне этой области. Такая конструкция известна как дискриминантная функция в задачах распознавания. "Идеальная" дискриминантная функция должна иметь плоскую структуру, так чтобы точки соответствующей поверхности располагались либо на нулевом уровне, либо на высоте единица.

Если сеть не содержит скрытых элементов, то на выходе она может моделировать только одинарный "сигмоидный склон": точки, находящиеся по одну его сторону, располагаются низко, по другую – высоко. При этом всегда

будет существовать область между ними (на склоне), где высота принимает промежуточные значения, но по мере увеличения весов эта область будет сужаться.

Такой сигмоидный склон фактически работает как линейная дискриминантная функция. Точки, лежащие по одну сторону склона, классифицируются как принадлежащие нужному классу, а лежащие по другую сторону – как не принадлежащие. Следовательно, сеть без скрытых слоев может служить классификатором только в линейно-отделимых задачах (когда можно провести линию – или, в случае более высоких размерностей, - гиперплоскость, разделяющую точки в пространстве признаков).

Сеть, содержащая один промежуточный слой, строит несколько сигмоидных склонов – по одному для каждого скрытого элемента, – и затем выходной элемент комбинирует из них "возвышенность". Эта возвышенность получается выпуклой, т.е. не содержащей впадин. При этом в некоторых направлениях она может уходить на бесконечность (как длинный полуостров). Такая сеть может моделировать большинство реальных задач классификации.

Сеть с двумя промежуточными слоями строит комбинацию из нескольких таких возвышенностей. Их будет столько же, сколько элементов во втором слое, и у каждой из них будет столько сторон, сколько элементов было в первом скрытом слое. [7] После небольшого размышления можно прийти к выводу, что, используя достаточное число таких возвышенностей, можно воспроизвести поверхность любой формы – в том числе с впадинами и вогнутостями.

Как следствие наших рассуждений мы получаем, что, теоретически, для моделирования любой задачи достаточно многослойного персептрона с двумя промежуточными слоями (в точной формулировке этот результат известен как теорема Колмогорова). При этом может оказаться и так, что для решения некоторой конкретной задачи более простой и удобной будет сеть с еще большим числом слоев. Однако, для решения большинства практических задач достаточно всего одного промежуточного слоя, два слоя применяются

как резерв в особых случаях, а сети с тремя слоями практически не применяются.

В задачах классификации очень важно понять, как следует интерпретировать те точки, которые попали на склон или лежат близко от него. Стандартный выход здесь состоит в том, чтобы для пороговых значений установить некоторые доверительные пределы (принятия или отвержения), которые должны быть достигнуты, чтобы данный элемент считался "принявшим решение". Например, если установлены пороги принятия/отвержения 0.95/0.05, то при уровне выходного сигнала, превосходящем 0.95 элемент считается активным, при уровне ниже 0.05 – неактивным, а в промежутке – "неопределенным".

2. Практическая часть

Мы будем проводить исследование на некоторой величине $x(t)$, которая меняется во времени. Он замеряет эту величину в моменты времени $\{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ (обычно предполагается, что моменты времени идут через равные периоды) и получает последовательность значений величины $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. Именно эта последовательность замеров и называется временным рядом. Задача классификации временных рядов состоит в поиске как можно более точного отображения $f : X \rightarrow \{1, 2, \dots, N\}$, которое принимает на вход временной ряд и ставит ему в соответствие один из N классов. Процесс поиска этого отображения называется обучением. Обучение осуществляется по обучающей выборке – набору $[(X_1, y_1), (X_2, y_2), \dots, (X_m, y_m)]$, для объектов которого известен ответ искомой функции.

Результат обучения – функция, которая максимизирует качество классификации на отложенной выборке. В качестве меры качества обычно рассматривают точность – процент правильно классифицированных объектов.

В пакете STATISTICA Neural Networks мы работали с так называемыми номинальными переменными, т.е. с переменными, которые могут принимать конечное число значений, представленных в виде строк текста. В нашем случае такие переменные принимали значения «Рост», «Спад» и «Нейтрально».

2.1. Классификация для акции IRGZ

Построим график временного ряда для акции IRGZ (представлен на рисунке 1).

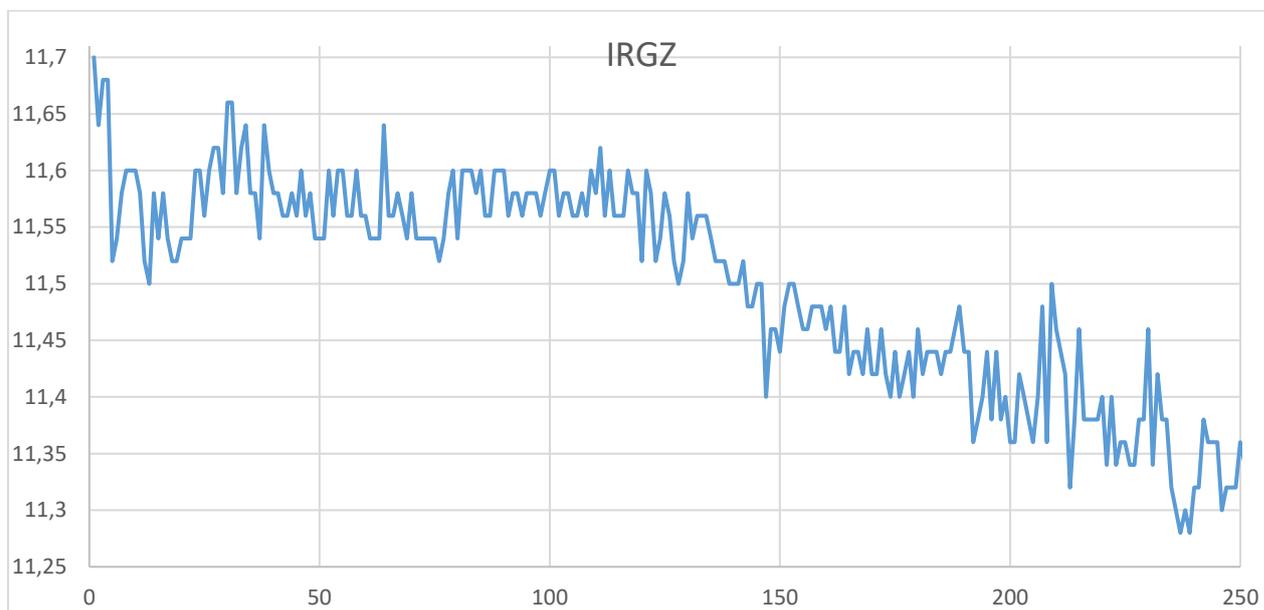


Рисунок 1. Временной ряд IRGZ

Рассмотрим подробней двухфакторную классификацию для акции IRGZ. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции IRGZ. В качестве категориальной переменной – значения «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена выросла, в обратном случае – переменную «Спад».

Пример входных данных после подготовки представлены в таблице 1:

Таблица 1. Фрагмент таблицы входных данных для двухфакторной классификации акции IRGZ

IRGZ	Рост/Спад
11,74	Спад
11,7	Рост
11,76	Рост
11,78	Спад
11,7	Рост
11,74	Спад
11,74	Рост
11,78	Спад
11,78	Спад
11,74	Спад

Наша цель – получить 20 обученных нейросетевых моделей, которые на достаточном уровне будут предугадывать направление колебания цены.

Из имеющихся 1300 пар входных параметров мы построили 500 нейросетевых моделей и выбрали 20 лучших. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 2.

Таблица 2. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-19-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS1	Сум.кв.др.	Гиперболическая	Логистическая
2	MLP 30-4-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
3	MLP 30-21-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS0	Сум.кв.др.	Логистическая	Гиперболическая
4	MLP 30-11-2	64,53901	59,21788	62,92135	BFGS0	Сум.кв.др.	Гиперболическая	Гиперболическая
5	MLP 30-10-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
6	MLP 30-27-2	64,30260	61,45251	62,92135	BFGS0	Сум.кв.др.	Логистическая	Софтмакс
7	MLP 30-25-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS1	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
8	MLP 30-12-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
9	MLP 30-14-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS0	Сум.кв.др.	Гиперболическая	Логистическая
10	MLP 30-24-2	63,94799	58,10056	62,92135	BFGS0	Сум.кв.др.	Гиперболическая	Экспоненциальная
11	MLP 30-22-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS1	Сум.кв.др.	Гиперболическая	Экспоненциальная
12	MLP 30-8-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS1	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
13	MLP 30-6-2	64,53901	60,33520	63,48315	BFGS0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
14	MLP 30-21-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS0	Сум.кв.др.	Логистическая	Гиперболическая
15	MLP 30-5-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS0	Сум.кв.др.	Логистическая	Софтмакс
16	MLP 30-9-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
17	MLP 30-23-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS1	Сум.кв.др.	Логистическая	Софтмакс
18	MLP 30-3-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS1	Сум.кв.др.	Логистическая	Логистическая

19	MLP 30-13-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
20	MLP 30-19-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS1	Энтропия	Логистическая	Софтмакс

Описанные в таблице 2 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 3).

Таблица 3. Итоги двухфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост\Спад-0	Рост\Спад-1	Рост\Спад-Все
MLP 30-11-2	Все	303,0000	543,0000	846,0000
	Правильно	14,0000	532,0000	546,0000
	Неправильно	289,0000	11,0000	300,0000
	Правильно (%)	4,6205	97,9742	64,5390
	Неправильно (%)	95,3795	2,0258	35,4610
MLP 30-6-2	Все	303,0000	543,0000	846,0000
	Правильно	0,0000	543,0000	543,0000
	Неправильно	303,0000	0,0000	303,0000
	Правильно (%)	0,0000	100,0000	64,1844
	Неправильно (%)	100,0000	0,0000	35,8156
MLP 30-25-2	Все	303,0000	543,0000	846,0000
	Правильно	0,0000	543,0000	543,0000
	Неправильно	303,0000	0,0000	303,0000
	Правильно (%)	0,0000	100,0000	64,1844
	Неправильно (%)	100,0000	0,0000	35,8156
MLP 30-12-2	Все	303,0000	543,0000	846,0000
	Правильно	0,0000	543,0000	543,0000
	Неправильно	303,0000	0,0000	303,0000
	Правильно (%)	0,0000	100,0000	64,1844
	Неправильно (%)	100,0000	0,0000	35,8156
MLP 30-3-2	Все	303,0000	543,0000	846,0000
	Правильно	0,0000	543,0000	543,0000
	Неправильно	303,0000	0,0000	303,0000
	Правильно (%)	0,0000	100,0000	64,1844
	Неправильно (%)	100,0000	0,0000	35,8156
MLP 30-19-2	Все	303,0000	543,0000	846,0000
	Правильно	0,0000	543,0000	543,0000
	Неправильно	303,0000	0,0000	303,0000
	Правильно (%)	0,0000	100,0000	64,1844
	Неправильно (%)	100,0000	0,0000	35,8156

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-11-2, процент правильных классификаций 64,54%.

Результат двухфакторной классификации «Рост/Спад» для тестовой выборки для акций IRGZ представлена в Приложении 1 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

Изучив полученные результаты, можем выбрать одну модель MLP 30-19-2, которая показывает наивысший процент правильных классификаций равный 80,00 %. Худший результат – 43,33% верных классификаций у модели MLP 30-12-2. Также можно заметить повторяющиеся значение корректных классификаций: 76,67% (MLP 30-4-2, MLP 30-21-2), 73,33% (MLP 30-11-2, MLP 30-23-2, MLP 30-3-2, MLP 30-30-2) и 70,00% (MLP 30-24-2, MLP 30-21-2, MLP 30-5-2, MLP 30-9-2, MLP 30-13-2).

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 4.

Таблица 4. Процент правильной двухфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 3)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 1)
MLP 30-19-2	64,18	80,00
MLP 30-4-2	64,18	76,67
MLP 30-21-2	64,18	76,67
MLP 30-11-2	64,54	73,33
MLP 30-10-2	64,18	63,33
MLP 30-27-2	64,30	63,33
MLP 30-25-2	64,18	66,67
MLP 30-12-2	64,18	43,33
MLP 30-14-2	64,18	63,33
MLP 30-24-2	63,95	70,00
MLP 30-22-2	64,18	63,33
MLP 30-8-2	64,18	56,67
MLP 30-6-2	64,54	66,67
MLP 30-21-2	64,18	70,00
MLP 30-5-2	64,18	70,00
MLP 30-9-2	64,18	70,00
MLP 30-23-2	64,18	73,33
MLP 30-3-2	64,18	73,33
MLP 30-13-2	64,18	70,00

Проведя исследование построенных двухфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что лучшая модель – MLP 30-19-2 показала 64,18% правильных классификаций на обучающей, на тестовой выборке – 80,00%. В данном случае, мы можем быть уверены, что описанный способ отличается от подбрасывания монетки.

Рассмотрим трехфакторную классификацию для акции IRGZ. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции IRGZ. В качестве категориальной переменной – значение «Нейтрально», если цена акции попадает в интервал (-0,15%; 0,15%) колебания цены, значение «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена возросла более чем на 0,15%, переменную «Спад», когда по сравнению с предыдущим значением цена снизилась более чем на 0,15%.

Пример входных данных после подготовки представлены в таблице 5:

Таблица 5. Фрагмент таблицы входных данных для трехфакторной классификации акции IRGZ

IRGZ	Рост/Спад/Нейтрально
11,74	Спад
11,7	Рост
11,76	Рост
11,78	Спад
11,7	Рост
11,74	Нейтрально
11,74	Рост
11,78	Нейтрально
11,78	Спад
11,74	Спад

Построим 20 нейросетевых моделей, которые на достаточном уровне будет предугадывать направление колебания цены. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 6.

Таблица 6. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-19-3	35,23490	40,30612	36,41618	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Экспоненциальная
2	MLP 30-4-3	37,02461	35,20408	38,72832	BFGS 37	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
3	MLP 30-21-3	37,91946	34,18367	39,88439	BFGS 7	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
4	MLP 30-1-3	36,91275	35,71429	39,30636	BFGS 6	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
5	MLP 30-10-3	37,91946	34,69388	39,88439	BFGS 5	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
6	MLP 30-27-3	38,36689	32,14286	39,88439	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
7	MLP 30-25-3	37,69575	32,65306	39,30636	BFGS 8	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
8	MLP 30-12-3	37,80761	33,16327	39,88439	BFGS 8	Энтропия	Логическая	Софтмакс
9	MLP 30-14-3	37,80761	34,18367	39,30636	BFGS 7	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
10	MLP 30-24-3	37,58389	31,63265	39,88439	BFGS 0	Энтропия	Логическая	Софтмакс
11	MLP 30-22-3	38,36689	32,14286	39,30636	BFGS 7	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
12	MLP 30-8-3	38,92617	33,16327	39,30636	BFGS 8	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
13	MLP 30-6-3	37,58389	32,14286	39,30636	BFGS 7	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
14	MLP 30-21-3	37,36018	35,71429	39,30636	BFGS 7	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
15	MLP 30-5-3	37,36018	34,69388	39,88439	BFGS 7	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
16	MLP 30-9-3	37,58389	34,69388	39,30636	BFGS 10	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
17	MLP 30-23-3	37,24832	34,18367	39,30636	BFGS 6	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
18	MLP 30-3-3	38,14318	35,20408	39,30636	BFGS 36	Энтропия	Логическая	Софтмакс
19	MLP 30-13-3	38,25503	34,69388	39,88439	BFGS 6	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
20	MLP 30-29-3	37,58389	32,65306	40,46243	BFGS 8	Энтропия	Логическая	Софтмакс

Описанные в таблице 6 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем

классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 7).

Таблица 7. Итоги двухфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост/Спад/Нейтрально-Нейтрально	Рост\Спад\Нейтрально-Рост	Рост\Спад\Нейтрально-Спад	Рост\Спад\Нейтрально-Все
MLP 30-19-3	Все	238,0000	315,0000	341,0000	894,0000
	Правильно	0,0000	315,0000	0,0000	315,0000
	Неправильно	238,0000	0,0000	341,0000	579,0000
	Правильно (%)	0,0000	100,0000	0,0000	35,2349
	Неправильно (%)	100,0000	0,0000	100,0000	64,7651
MLP 30-22-3	Все	238,0000	315,0000	341,0000	894,0000
	Правильно	0,0000	73,0000	270,0000	343,0000
	Неправильно	238,0000	242,0000	71,0000	551,0000
	Правильно (%)	0,0000	23,1746	79,1789	38,3669
	Неправильно (%)	100,0000	76,8254	20,8211	61,6331
MLP 30-23-3	Все	238,0000	315,0000	341,0000	894,0000
	Правильно	0,0000	82,0000	251,0000	333,0000
	Неправильно	238,0000	233,0000	90,0000	561,0000
	Правильно (%)	0,0000	26,0317	73,6070	37,2483
	Неправильно (%)	100,0000	73,9683	26,3930	62,7517

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-22-3, т.к. у этой модели максимальный процент правильных классификаций – 38,37%.

Результат трехфакторной классификации «Рост/Спад/Нейтрально» для акций IRGZ представлена в Приложении 2 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом):

Из имеющихся 1300 пар входных параметров мы построили 500 нейросетевых моделей. Наилучшая модель принимает максимальное число

правильных классификаций. В нашем случае такой моделью стала MLP 30-19-3, у которой 50,00% правильных классификаций. Минимальный результат, который показывает модель – 8 верных классификаций, что соответствует 26,67%, это значение имеет модель MLP 30-25-3.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад/Нейтрально» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 8.

Таблица 8. Процент правильной трехфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 7)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 2)
MLP 30-19-3	35,23	50,00
MLP 30-4-3	37,02	40,00
MLP 30-21-3	37,92	40,00
MLP 30-1-3	36,91	36,67
MLP 30-10-3	37,92	40,00
MLP 30-27-3	38,37	36,67
MLP 30-25-3	37,70	26,67
MLP 30-12-3	37,81	43,33
MLP 30-14-3	37,81	26,67
MLP 30-24-3	37,58	40,00
MLP 30-22-3	38,37	43,33
MLP 30-8-3	38,93	40,00
MLP 30-6-3	37,58	40,00
MLP 30-21-3	37,36	36,67
MLP 30-5-3	37,36	40,00
MLP 30-9-3	37,58	40,00
MLP 30-23-3	37,25	46,67
MLP 30-3-3	38,14	40,00
MLP 30-13-3	38,26	40,00
MLP 30-29-3	37,58	43,33

Проведя исследование построенных трехфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что модель MLP 30-19-3, у которой максимальный результат на тестовой выборке (50,00%) имеет самый низкий процент правильных классификаций на обучающей выборке – 35,23%. Оптимальной является модель – MLP 30-22-3 на тестовой и обучающей выборке имеет значения 43,33% и 38,37% соответственно. Но данный результат нельзя признать положительным, т.к. он не отличается от подбрасывания монетки.

2.2. Классификация для акции GAZP

Построим график временного ряда для акции GAZP (представлен на рисунке 2).

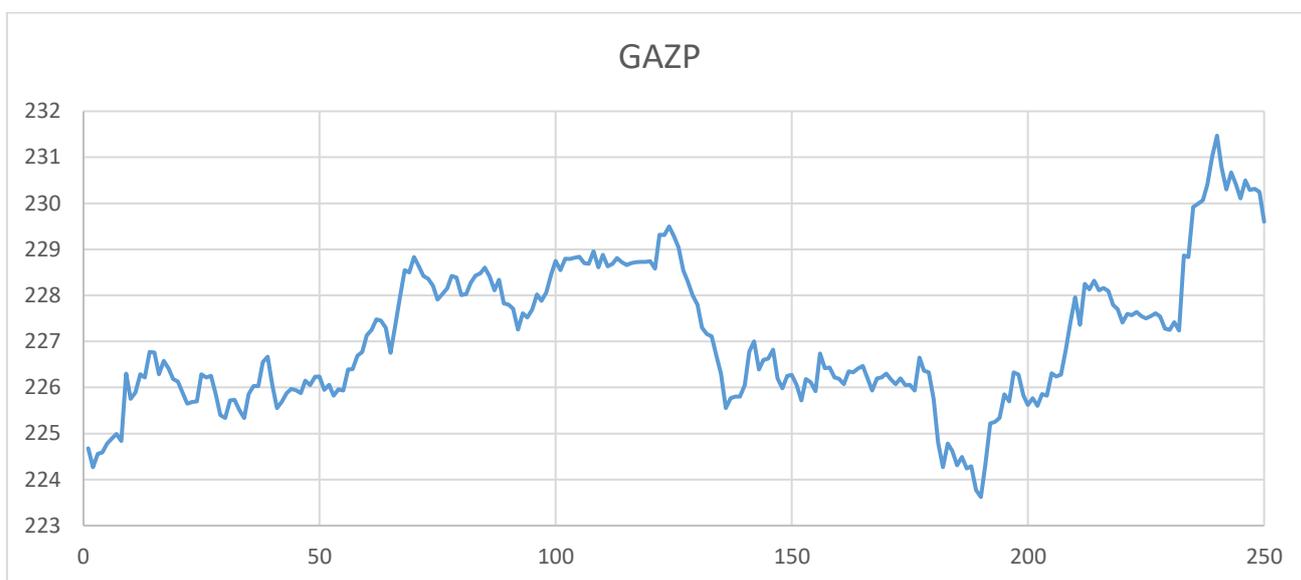


Рисунок 2. Временной ряд GAZP

Рассмотрим подробнее двухфакторную классификацию для акции GAZP. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции GAZP. В качестве категориальной переменной – значения «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена выросла, в обратном случае – переменную «Спад».

Из имеющихся 2500 пар входных параметров мы построили 500 нейросетевых моделей и выбрали 20 лучших. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 9.

Таблица 9. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитект ура	Произ в обуч	Контр произ в	Тест произ в	Алгор итм обучен ия	Функц ия ошибк и	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-11-2	51,554 25	54,246 58	54,395 60	BFGS 4	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
2	MLP 30-7-2	52,492 67	53,424 66	53,296 70	BFGS 6	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Гиперболиче ская
3	MLP 30-17-2	52,082 11	53,150 68	53,296 70	BFGS 4	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс

4	MLP 30-6-2	52,023 46	54,246 58	53,571 43	BFGS 3	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
5	MLP 30-13-2	51,730 21	54,246 58	53,571 43	BFGS 4	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
6	MLP 30-19-2	52,140 76	50,684 93	53,296 70	BFGS 7	Сум. квадр.	Логистическая	Экспоненциальная
7	MLP 30-16-2	52,375 37	52,876 71	53,296 70	BFGS 6	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
8	MLP 30-12-2	52,609 97	52,876 71	54,395 60	BFGS 5	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
9	MLP 30-14-2	52,023 46	53,424 66	54,670 33	BFGS 11	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
10	MLP 30-2-2	51,671 55	53,424 66	53,296 70	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Гиперболическая
11	MLP 30-4-2	52,023 46	53,972 60	53,296 70	BFGS 5	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
12	MLP 30-20-2	51,788 86	54,246 58	53,846 15	BFGS 27	Сум. квадр.	Логистическая	Экспоненциальная
13	MLP 30-13-2	51,436 95	53,424 66	54,120 88	BFGS 4	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
14	MLP 30-8-2	51,436 95	54,794 52	54,120 88	BFGS 12	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
15	MLP 30-12-2	51,730 21	53,972 60	53,296 70	BFGS 5	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
16	MLP 30-10-2	51,788 86	53,698 63	54,670 33	BFGS 28	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
17	MLP 30-5-2	51,964 81	53,698 63	54,120 88	BFGS 6	Сум. квадр.	Логистическая	Софтмакс
18	MLP 30-19-2	51,847 51	53,972 60	54,120 88	BFGS 7	Сум. квадр.	Гиперболическая	Софтмакс
19	MLP 30-10-2	52,375 37	52,602 74	54,120 88	BFGS 4	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
20	MLP 30-26-2	52,258 06	52,328 77	53,571 43	BFGS 5	Энтропия	Логистическая	Софтмакс

Описанные в таблице 9 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 10).

Таблица 10. Итоги двухфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост\Спад-0	Рост\Спад-1	Рост\Спад-Все
MLP 30-7-2	Все	830,0000	875,0000	1705,000
	Правильно	405,0000	490,0000	895,000
	Неправильно	425,0000	385,0000	810,000

	Правильно (%)	48,7952	56,0000	52,493
	Неправильно (%)	51,2048	44,0000	47,507
MLP 30-12-2	Все	830,0000	875,0000	1705,000
	Правильно	359,0000	538,0000	897,000
	Неправильно	471,0000	337,0000	808,000
	Правильно (%)	43,2530	61,4857	52,610
	Неправильно (%)	56,7470	38,5143	47,390
MLP 30-10-2	Все	830,0000	875,0000	1705,000
	Правильно	244,0000	649,0000	893,000
	Неправильно	586,0000	226,0000	812,000
	Правильно (%)	29,3976	74,1714	52,375
	Неправильно (%)	70,6024	25,8286	47,625
MLP 30-11-2	Все	830,0000	875,0000	1705,000
	Правильно	286,0000	593,0000	879,000
	Неправильно	544,0000	282,0000	826,000
	Правильно (%)	34,4578	67,7714	51,554
	Неправильно (%)	65,5422	32,2286	48,446

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-4-2 с процентом правильных классификаций – 52,61%.

Результат двухфакторной классификации «Рост/Спад» для тестовой выборки для акций GAZP представлена в Приложении 3 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

Приемлемой для нашего исследования оказалась модель MLP 30-11-2 с процентом правильной классификации на тестовой выборке равным 63,33%. Модели MLP 30-13-2, MLP 30-19-2 имеют процент правильных классификаций 60,00%, 56,67% наблюдаются у моделей MLP 30-6-2, MLP 30-12-2, MLP 30-5-2. Минимальный результат достигается только моделью MLP 30-4-2, у которой всего 12 правильных классификаций (40,00%).

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 11.

Таблица 11. Процент правильной двухфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 10)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 3)
MLP 30-11-2	51,55	63,33
MLP 30-7-2	52,49	50,00

MLP 30-17-2	52,08	50,00
MLP 30-6-2	52,02	56,67
MLP 30-13-2	51,73	60,00
MLP 30-19-2	52,14	60,00
MLP 30-16-2	52,38	50,00
MLP 30-12-2	52,61	56,67
MLP 30-14-2	52,02	46,67
MLP 30-2-2	51,67	46,67
MLP 30-4-2	52,02	40,00
MLP 30-20-2	51,79	50,00
MLP 30-13-2	51,44	50,00
MLP 30-8-2	51,44	53,33
MLP 30-12-2	51,73	50,00
MLP 30-10-2	51,79	53,33
MLP 30-5-2	51,96	56,67
MLP 30-19-2	51,85	53,33
MLP 30-10-2	52,38	50,00
MLP 30-16-2	52,26	53,33

Проведя исследование построенных двухфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что лучшие модели двухфакторной классификации – MLP 30-11-2 и MLP 30-12-2, т.к. они имеют достаточно хорошие результаты процентов правильных классификаций для обучающей и тестовой выборки. Полученный результат сложно считать удовлетворительным.

Рассмотрим трехфакторную классификацию для акции GAZP. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции GAZP. В качестве категориальной переменной – значение «Нейтрально», если цена акции попадает в интервал $(-0,03\%; 0,03\%)$ колебания цены, значение «Рост», если по сравнению с предыдущем значением цена возросла более чем на $0,03\%$, переменную «Спад», когда по сравнению с предыдущим значением цена снизилась более чем на $0,03\%$.

Построим 20 нейросетевых моделей, которые на достаточном уровне будет предугадывать направление колебания цены. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 12.

Таблица 12. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-11-3	40,35191	42,46575	37,63736	BFGS 3	Энтропия	Гипербилич еская	Софтмакс
2	MLP 30-7-3	40,87977	42,73973	41,20879	BFGS 7	Сум. квадр.	Логистическ ая	Экспоненци альная
3	MLP 30-17-3	41,70088	42,73973	41,75824	BFGS 7	Энтропия	Гипербилич еская	Софтмакс
4	MLP 30-6-3	40,93842	42,73973	41,75824	BFGS 10	SOS	Логистическ ая	Экспоненци альная
5	MLP 30-13-3	40,99707	42,46575	41,20879	BFGS 7	Энтропия	Логистическ ая	Софтмакс
6	MLP 30-19-3	41,40762	42,73973	41,75824	BFGS 11	Энтропия	Гипербилич еская	Софтмакс
7	MLP 30-16-3	40,70381	43,01370	41,48352	BFGS 7	Энтропия	Логистическ ая	Софтмакс
8	MLP 30-12-3	40,29326	43,28767	41,48352	BFGS 5	Энтропия	Гипербилич еская	Софтмакс
9	MLP 30-14-3	40,82111	42,73973	42,03297	BFGS 11	Сум. квадр.	Логистическ ая	Логистическа я
10	MLP 30-2-3	40,64516	43,28767	41,20879	BFGS 2	Энтропия	Гипербилич еская	Софтмакс
11	MLP 30-4-3	40,23460	43,56164	41,20879	BFGS 6	Энтропия	Логистическ ая	Софтмакс
12	MLP 30-20-3	41,52493	43,01370	41,20879	BFGS 9	Энтропия	Логистическ ая	Софтмакс
13	MLP 30-13-3	41,34897	42,73973	41,20879	BFGS 6	Энтропия	Гипербилич еская	Софтмакс
14	MLP 30-8-3	40,70381	42,73973	41,48352	BFGS 7	Энтропия	Логистическ ая	Софтмакс
15	MLP 30-12-3	40,23460	41,09589	42,85714	BFGS 0	Энтропия	Логистическ ая	Софтмакс
16	MLP 30-10-3	40,70381	43,56164	41,48352	BFGS 19	Сум. квадр.	Логистическ ая	Экспоненци альная
17	MLP 30-5-3	40,41056	41,64384	41,48352	BFGS 13	Энтропия	Логистическ ая	Софтмакс
18	MLP 30-19-3	40,70381	43,28767	41,20879	BFGS 10	Сум. квадр.	Логистическ ая	Логистическа я
19	MLP 30-10-3	40,82111	42,73973	42,30769	BFGS 9	Сум. квадр.	Логистическ ая	Гипербиличе ская
20	MLP 30-16-3	40,70381	42,73973	41,75824	BFGS 23	Энтропия	Логистическ ая	Софтмакс

Описанные в таблице 12 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем

классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 13).

Таблица 13. Итоги трехфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост\Спад\Нейтрально-Нейтрально	Рост\Спад\Нейтрально-Рост	Рост\Спад\Нейтрально-Спад	Рост\Спад\Нейтрально-Все
MLP 30-17-3	Все	370,0000	661,0000	674,0000	1705,000
	Правильно	0,0000	345,0000	366,0000	711,000
	Неправильно	370,0000	316,0000	308,0000	994,000
	Правильно (%)	0,0000	52,1936	54,3027	41,701
	Неправильно (%)	100,0000	47,8064	45,6973	58,299
MLP 30-19-3	Все	370,0000	661,0000	674,0000	1705,000
	Правильно	0,0000	359,0000	347,0000	706,000
	Неправильно	370,0000	302,0000	327,0000	999,000
	Правильно (%)	0,0000	54,3116	51,4837	41,408
	Неправильно (%)	100,0000	45,6884	48,5163	58,592
MLP 30-20-3	Все	370,0000	661,0000	674,0000	1705,000
	Правильно	0,0000	319,0000	389,0000	708,000
	Неправильно	370,0000	342,0000	285,0000	997,000
	Правильно (%)	0,0000	48,2602	57,7151	41,525
	Неправильно (%)	100,0000	51,7398	42,2849	58,475
MLP 30-13-3	Все	370,0000	661,0000	674,0000	1705,000
	Правильно	0,0000	313,0000	392,0000	705,000
	Неправильно	370,0000	348,0000	282,0000	1000,000
	Правильно (%)	0,0000	47,3525	58,1602	41,349
	Неправильно (%)	100,0000	52,6475	41,8398	58,651
MLP 30-6-3	Все	370,0000	661,0000	674,0000	1705,000
	Правильно	0,0000	324,0000	374,0000	698,000

	Неправильно	370,0000	337,0000	300,0000	1007,000
	Правильно (%)	0,0000	49,0166	55,4896	40,938
	Неправильно (%)	100,0000	50,9834	44,5104	59,062

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-17-3 с процентом правильных классификаций 41,70%.

Результат трехфакторной классификации «Рост/Спад/Нейтрально» для акций GAZP представлена в Приложении 4 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

Минимальное значение процента правильной классификации – 26,67% у модели MLP 30-2-3, максимальное – 56,67% у модели MLP 30-6-3. Также присутствуют сети MLP 30-17-3, MLP 30-14-3 и MLP 30-12-3 с одинаковым максимальным процентом правильных классификаций 46,67%.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад/Нейтрально» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 14.

Таблица 14. Процент правильной трехфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 13)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 4)
MLP 30-11-3	40,35	36,67
MLP 30-7-3	40,88	40,00
MLP 30-17-3	41,70	46,67
MLP 30-6-3	40,94	56,67
MLP 30-13-3	41,00	36,67
MLP 30-19-3	41,41	43,33
MLP 30-16-3	40,70	43,33
MLP 30-12-3	40,29	33,33
MLP 30-14-3	40,82	46,67
MLP 30-2-3	40,65	26,67
MLP 30-4-3	40,23	36,67
MLP 30-20-3	41,52	33,33
MLP 30-13-3	41,35	30,00
MLP 30-8-3	40,70	33,33
MLP 30-12-3	40,23	46,67
MLP 30-10-3	40,70	43,33

MLP 30-5-3	40,41	43,33
MLP 30-19-3	40,70	43,33
MLP 30-10-3	40,82	43,33
MLP 30-16-3	40,70	40,00

Проведя исследование построенных трехфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что лучшая модель – MLP 30-6-3 с максимальным процентом верных классификаций – 56,67% на тестовой выборке и с удовлетворительным процентом правильных классификаций – 40,94% на обучающей выборке. Построенная модель классифицирует колебания направления цены акции на недостаточном уровне. Данный результат нельзя признать положительным.

2.3. Классификация для акции VTBR

Построим график временного ряда для акции VTBR (представлен на рисунке 3).

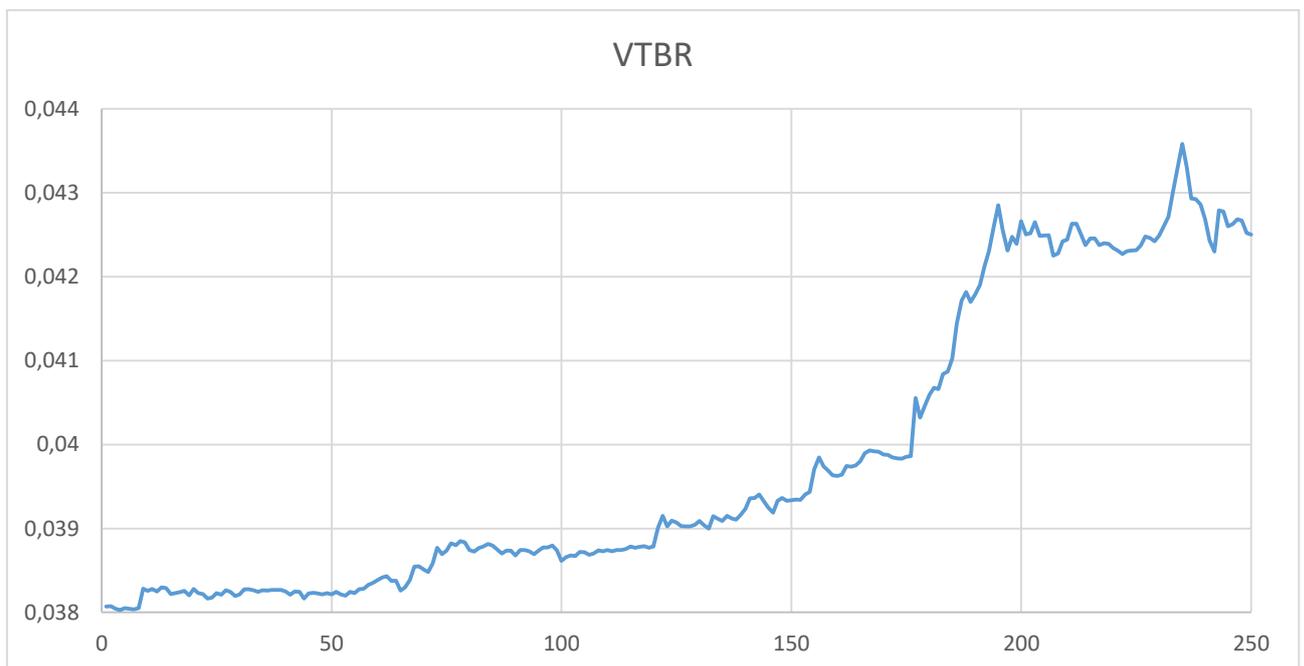


Рисунок 3. Временной ряд VTBR

Рассмотрим подробней двухфакторную классификацию для акции VTBR. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции VTBR. В качестве категориальной

переменной – значения «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена выросла, в обратном случае – переменную «Спад».

Из имеющихся 2500 пар входных параметров мы построили 500 нейросетевых моделей и выбрали 20 лучших. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 15.

Таблица 15. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-23-2	52,08211	47,94521	48,62637	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
2	MLP 30-18-2	52,25806	48,49315	48,07692	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
3	MLP 30-8-2	51,78886	49,86301	48,62637	BFGS 12	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
4	MLP 30-2-2	51,26100	48,21918	48,35165	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
5	MLP 30-6-2	52,25806	47,67123	48,62637	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
6	MLP 30-14-2	51,84751	48,21918	48,90110	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
7	MLP 30-25-2	52,49267	49,31507	47,80220	BFGS 12	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
8	MLP 30-9-2	51,90616	49,58904	48,07692	BFGS 9	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
9	MLP 30-11-2	51,73021	47,94521	48,07692	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
10	MLP 30-13-2	51,43695	48,21918	48,07692	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
11	MLP 30-4-2	51,02639	47,94521	48,35165	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
12	MLP 30-20-2	51,78886	47,94521	48,62637	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
13	MLP 30-7-2	51,96481	47,12329	48,62637	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
14	MLP 30-3-2	51,73021	47,94521	48,90110	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
15	MLP 30-30-2	50,90909	48,49315	48,35165	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
16	MLP 30-24-2	52,60997	48,49315	48,35165	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
17	MLP 30-29-2	50,96774	48,49315	47,80220	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
18	MLP 30-19-2	50,85044	48,21918	48,07692	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая

19	MLP 30-12-2	51,554 25	47,945 21	48,626 37	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
20	MLP 30-15-2	52,082 11	47,945 21	47,802 20	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс

Описанные в таблице 15 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 16).

Таблица 16. Итоги двухфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост/Спад-0	Рост\Спад-1	Рост\Спад-Все
MLP 30-25-2	Все	835,0000	870,0000	1705,000
	Правильно	352,0000	543,0000	895,000
	Неправильно	483,0000	327,0000	810,000
	Правильно (%)	42,1557	62,4138	52,493
	Неправильно (%)	57,8443	37,5862	47,507
MLP 30-7-2	Все	835,0000	870,0000	1705,000
	Правильно	323,0000	563,0000	886,000
	Неправильно	512,0000	307,0000	819,000
	Правильно (%)	38,6826	64,7126	51,965
	Неправильно (%)	61,3174	35,2874	48,035
MLP 30-24-2	Все	835,0000	870,0000	1705,000
	Правильно	391,0000	506,0000	897,000
	Неправильно	444,0000	364,0000	808,000
	Правильно (%)	46,8263	58,1609	52,610
	Неправильно (%)	53,1737	41,8391	47,390
MLP 30-29-2	Все	835,0000	870,0000	1705,000
	Правильно	329,0000	540,0000	869,000
	Неправильно	506,0000	330,0000	836,000
	Правильно (%)	39,4012	62,0690	50,968
	Неправильно (%)	60,5988	37,9310	49,032

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-24-2 с процентом правильных классификаций 52,61%.

Результат двухфакторной классификации «Рост/Спад» для тестовой выборки для акций VTBR представлена в Приложении 5 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

Самый высокий процент правильных классификаций для двухфакторной классификации 70,00% на тестовой выборке у моделей MLP 30-7-2 и MLP 30-29-2. Результат 43,33% встречается сразу у трех моделей –

MLP 30-4-2, MLP 30-3-2 и MLP 30-19-2. Наиболее часто повторяющиеся значения правильных классификаций: 20, что соответствует 63,33%, встречается у 6 моделей из 20, и 18, что составляет 60,00% принадлежит 5 моделям из 20, представленных в Приложении 5.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 17.

Таблица 17. Процент правильной двухфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 16)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 5)
MLP 30-23-2	52,08	63,33
MLP 30-18-2	52,26	63,33
MLP 30-8-2	51,79	63,33
MLP 30-2-2	51,26	63,33
MLP 30-6-2	52,26	60,00
MLP 30-14-2	51,85	60,00
MLP 30-25-2	52,49	66,67
MLP 30-9-2	51,91	63,33
MLP 30-11-2	51,73	60,00
MLP 30-13-2	51,44	60,00
MLP 30-4-2	51,03	43,33
MLP 30-20-2	51,79	63,33
MLP 30-7-2	51,96	70,00
MLP 30-3-2	51,73	43,33
MLP 30-30-2	50,91	66,67
MLP 30-24-2	52,61	63,33
MLP 30-29-2	50,97	70,00
MLP 30-19-2	50,85	43,33
MLP 30-12-2	51,55	66,67
MLP 30-15-2	52,08	60,00

Проведя исследование построенных двухфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что оптимальной моделью являются MLP 30-25-2 и MLP 30-7-2, т.к. у них одни из лучших значений процента верных классификаций для обучающей и тестовой выборки. В общей сложности, мы можем сказать, что данная классификация может использоваться на ценах закрытия акции VTBR, т.к. результаты исследования были

удовлетворительны, и модель хорошо классифицировала предоставленные данные.

Рассмотрим трехфакторную классификацию для акции VTBR. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции VTBR. В качестве категориальной переменной – значение «Нейтрально», если цена акции попадает в интервал $(-0,03\%; 0,03\%)$ колебания цены, значение «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена возросла более чем на $0,03\%$, переменную «Спад», когда по сравнению с предыдущим значением цена снизилась более чем на $0,03\%$.

Построим 20 нейросетевых моделей, которые на достаточном уровне будет предугадывать направление колебания цены. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 18.

Таблица 18. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-12-3	41,055 72	47,123 29	44,780 22	BFGS 17	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
2	MLP 30-8-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
3	MLP 30-18-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
4	MLP 30-7-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
5	MLP 30-14-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
6	MLP 30-20-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
7	MLP 30-17-3	41,055 72	44,657 53	45,054 95	BFGS 16	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
8	MLP 30-13-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
9	MLP 30-15-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Софтмакс
10	MLP 30-3-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая

1 1	MLP 30-5-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Экспоненциальная
1 2	MLP 30-21-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
1 3	MLP 30-14-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
1 4	MLP 30-9-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
1 5	MLP 30-13-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
1 6	MLP 30-11-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
1 7	MLP 30-6-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
1 8	MLP 30-20-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
1 9	MLP 30-11-3	41,114 37	43,835 62	45,054 95	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
2 0	MLP 30-17-3	41,114 37	44,109 59	45,054 95	BFGS 1	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая

Описанные в таблице 18 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 19).

Таблица 19. Итоги трехфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост\Спад\Нейтрально-Нейтрально	Рост\Спад\Нейтрально-Рост	Рост\Спад\Нейтрально-Спад	Рост\Спад\Нейтрально-Все
MLP 30-13-3	Все	336,0000	701,0000	668,0000	1705,000
	Правильно	0,0000	701,0000	0,0000	701,000
	Неправильно	336,0000	0,0000	668,0000	1004,000
	Правильно (%)	0,0000	100,0000	0,0000	41,114
	Неправильно (%)	100,0000	0,0000	100,0000	58,886
MLP 30-6-3	Все	336,0000	701,0000	668,0000	1705,000
	Правильно	0,0000	701,0000	0,0000	701,000
	Неправильно	336,0000	0,0000	668,0000	1004,000
	Правильно (%)	0,0000	100,0000	0,0000	41,114

	Неправильно (%)	100,0000	0,0000	100,0000	58,886
--	-----------------	----------	--------	----------	--------

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что обе модели MLP 30-13-3, MLP 30-6-3 оказались лучшими с процентом правильных классификаций – 41,11%.

Результат трехфакторной классификации «Рост/Спад/Нейтрально» для акций VTBR представлена в Приложении 6 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

У трехфакторной классификации наиболее частые результаты построенных моделей: 15 (50,00% у 6 моделей и 20), 16 (53,33% у 6 моделей из 20) и 18 (60,00% у 4 моделей из 20). Максимальный результат – 19 правильных предсказанных значений (модель MLP 30-13-3), что соответствует 63,33%. Минимальный результат – 13 правильных значений (43,33%) у модели MLP 30-3-3.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад/Нейтрально» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 20.

Таблица 20. Процент правильной трехфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 19)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 6)
MLP 30-12-3	41,06	53,33
MLP 30-8-3	41,11	53,33
MLP 30-18-3	41,11	53,33
MLP 30-7-3	41,11	53,33
MLP 30-14-3	41,11	60,00
MLP 30-20-3	41,11	50,00
MLP 30-17-3	41,06	50,00
MLP 30-13-3	41,11	63,33
MLP 30-15-3	41,11	50,00
MLP 30-3-3	41,11	43,33
MLP 30-5-3	41,11	50,00
MLP 30-21-3	41,11	50,00
MLP 30-14-3	41,11	60,00
MLP 30-9-3	41,11	53,33

MLP 30-13-3	41,11	50,00
MLP 30-11-3	41,11	53,33
MLP 30-6-3	41,11	53,33
MLP 30-20-3	41,11	60,00
MLP 30-11-3	41,11	60,00
MLP 30-17-3	41,11	56,67

Проведя исследование построенных трехфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что лучшая модель MLP 30-13-3 с максимальными значениями процентов верных классификаций. На итог трехфакторной классификации можно опираться при принятии дальнейшего решения, т.к. данный способ принятия решения отличается от подбрасывания монетки.

2.4. Классификация для акции TCSG

Построен график временного ряда для акции TCSG (представлен на рисунке 4).

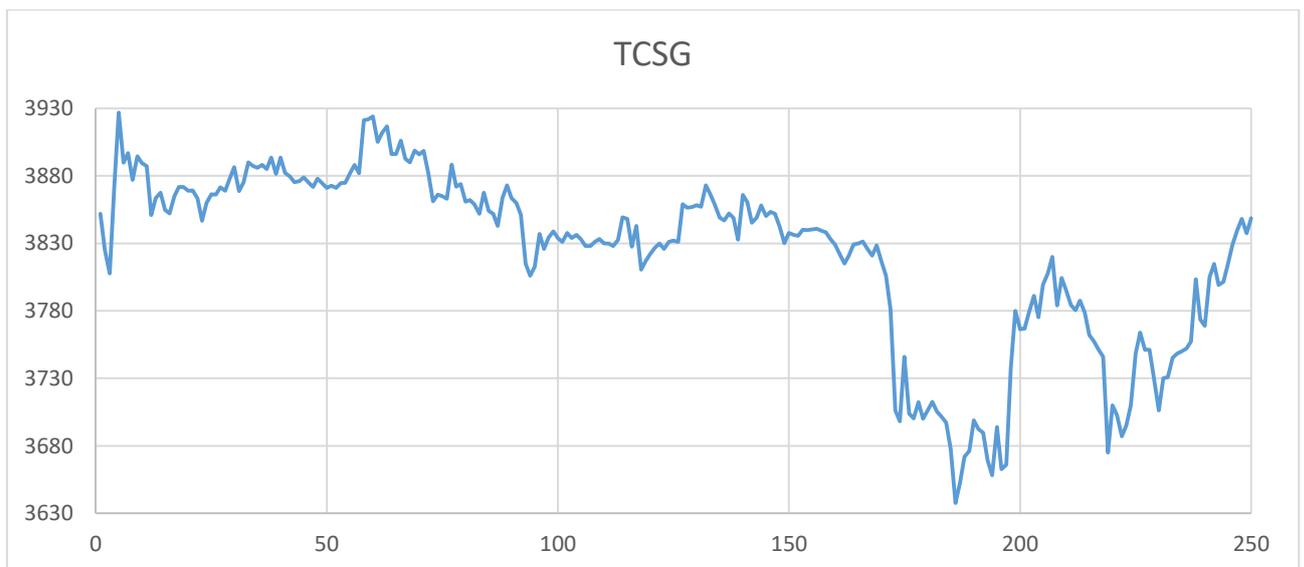


Рисунок 4. Временной ряд TCSG

Рассмотрим подробнее двухфакторную классификацию для акции TCSG. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции TCSG. В качестве категориальной переменной – значения «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена выросла, в обратном случае – переменную «Спад».

Из имеющихся 2500 пар входных параметров мы построили 500 нейросетевых моделей и выбрали 20 лучших. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 21.

Таблица 21. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-15-2	49,970 67	50,410 96	52,197 80	BFGS 2	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
2	MLP 30-3-2	49,970 67	50,410 96	52,197 80	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
3	MLP 30-24-2	52,961 88	44,931 51	55,219 78	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
4	MLP 30-22-2	49,970 67	50,410 96	52,197 80	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
5	MLP 30-10-2	49,970 67	50,410 96	52,197 80	BFGS 1	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
6	MLP 30-3-2	53,489 74	46,849 32	54,945 05	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
7	MLP 30-16-2	52,844 57	45,753 42	54,120 88	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
8	MLP 30-27-2	49,970 67	50,410 96	52,197 80	BFGS 1	Сум. квадр.	Логистическая	Экспоненциальная
9	MLP 30-6-2	52,844 57	44,657 53	55,494 51	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
10	MLP 30-2-2	53,607 04	45,205 48	52,747 25	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
11	MLP 30-4-2	53,255 13	48,493 15	55,219 78	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
12	MLP 30-9-2	52,903 23	45,753 42	52,472 53	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
13	MLP 30-13-2	49,970 67	50,410 96	52,197 80	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
14	MLP 30-18-2	49,970 67	50,410 96	52,197 80	BFGS 1	Сум. квадр.	Логистическая	Экспоненциальная
15	MLP 30-21-2	52,785 92	44,383 56	53,571 43	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
16	MLP 30-30-2	49,970 67	50,410 96	52,197 80	BFGS 1	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
17	MLP 30-17-2	50,205 28	50,410 96	52,197 80	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
18	MLP 30-29-2	53,489 74	45,753 42	52,747 25	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
19	MLP 30-19-2	52,903 23	44,657 53	53,296 70	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Экспоненциальная
20	MLP 30-8-2	50,791 79	50,684 93	53,296 70	BFGS 6	Сум. квадр.	Логистическая	Гиперболическая

Описанные в таблице 21 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 22).

Таблица 22. Итоги двухфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост\Спад-0	Рост\Спад-1	Рост\Спад-Все
MLP 30-3-2	Все	853,0000	852,0000	1705,000
	Правильно	434,0000	478,0000	912,000
	Неправильно	419,0000	374,0000	793,000
	Правильно (%)	50,8792	56,1033	53,490
	Неправильно (%)	49,1208	43,8967	46,510
MLP 30-2-2	Все	853,0000	852,0000	1705,000
	Правильно	424,0000	490,0000	914,000
	Неправильно	429,0000	362,0000	791,000
	Правильно (%)	49,7069	57,5117	53,607
	Неправильно (%)	50,2931	42,4883	46,393
MLP 30-4-2	Все	853,0000	852,0000	1705,000
	Правильно	291,0000	617,0000	908,000
	Неправильно	562,0000	235,0000	797,000
	Правильно (%)	34,1149	72,4178	53,255
	Неправильно (%)	65,8851	27,5822	46,745
MLP 30-29-2	Все	853,0000	852,0000	1705,000
	Правильно	485,0000	427,0000	912,000
	Неправильно	368,0000	425,0000	793,000
	Правильно (%)	56,8581	50,1174	53,490
	Неправильно (%)	43,1419	49,8826	46,510

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-2-2 с процентом правильных классификаций – 53,61%.

Результат двухфакторной классификации «Рост/Спад» для тестовой выборки для акций TCSG представлена в Приложении 7 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

Наименьший процент правильной классификации – 56,67% (17 верных значений) у модели MLP 30-16-2. Наибольший процент правильной классификации – 73,33% (22 верных значения) у модели MLP 30-3-2. Встречаются также следующие значения: 70,00% у 2 моделей, 63,33% у 7 моделей и 60,00% у 6 моделей.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 23.

Таблица 23. Процент правильной двухфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 22)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 7)
MLP 30-15-2	49,97	63,33
MLP 30-3-2	49,97	70,00
MLP 30-24-2	52,96	60,00
MLP 30-22-2	49,97	60,00
MLP 30-10-2	49,97	63,33
MLP 30-3-2	53,49	73,33
MLP 30-16-2	52,84	56,67
MLP 30-27-2	49,97	63,33
MLP 30-6-2	52,84	60,00
MLP 30-2-2	53,61	63,33
MLP 30-4-2	53,26	63,33
MLP 30-9-2	52,90	66,67
MLP 30-13-2	49,97	70,00
MLP 30-18-2	49,97	60,00
MLP 30-21-2	52,79	70,00
MLP 30-30-2	49,97	66,67
MLP 30-17-2	50,21	60,00
MLP 30-29-2	53,49	63,33
MLP 30-19-2	52,90	60,00
MLP 30-8-2	50,79	63,33

Проведя исследование построенных двухфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что лучшая модель MLP 30-3-2, т.к. имеет максимальные значения процентов верных классификаций на обучающей и тестовой выборках. Следовательно, построенную сеть можно использовать для решения задач классификаций «Рост/Спад».

Рассмотрим трехфакторную классификацию для акции TCSG. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции TCSG. В качестве категориальной переменной – значение «Нейтрально», если цена акции попадает в интервал (-0,08%; 0,08%)

колебания цены, значение «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена возросла более чем на 0,08%, переменную «Спад», когда по сравнению с предыдущим значением цена снизилась более чем на 0,08%.

Построим 20 нейросетевых моделей, которые на достаточном уровне будет предугадывать направление колебания цены. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 24.

Таблица 24. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-8-3	37,360 70	36,986 30	37,637 36	BFGS 32	Сум. квадр.	Логистическая	Гиперболическая
2	MLP 30-4-3	36,187 68	36,164 38	37,362 64	BFGS 9	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
3	MLP 30-14-3	35,894 43	35,616 44	36,813 19	BFGS 7	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
4	MLP 30-4-3	36,129 03	35,616 44	37,362 64	BFGS 9	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
5	MLP 30-10-3	36,304 99	36,164 38	37,087 91	BFGS 6	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
6	MLP 30-16-3	36,304 99	36,438 36	37,362 64	BFGS 7	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
7	MLP 30-13-3	35,953 08	36,164 38	36,813 19	BFGS 8	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
8	MLP 30-9-3	36,363 64	36,164 38	37,087 91	BFGS 22	Сум. квадр.	Логистическая	Экспоненциальная
9	MLP 30-11-3	36,070 38	36,164 38	37,362 64	BFGS 13	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
10	MLP 30-29-3	36,187 68	36,164 38	37,087 91	BFGS 8	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
11	MLP 30-2-3	35,249 27	38,082 19	37,087 91	BFGS 7	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
12	MLP 30-17-3	36,129 03	36,438 36	37,362 64	BFGS 10	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
13	MLP 30-10-3	36,715 54	36,438 36	36,813 19	BFGS 12	Сум. квадр.	Логистическая	Гиперболическая
14	MLP 30-5-3	35,835 78	36,164 38	37,362 64	BFGS 6	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
15	MLP 30-29-3	36,129 03	35,342 47	37,362 64	BFGS 4	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
16	MLP 30-7-3	36,246 33	36,438 36	37,362 64	BFGS 9	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
17	MLP 30-2-3	36,715 54	35,616 44	38,186 81	BFGS 9	Энтропия	Логистическая	Софтмакс

18	MLP 30-16-3	36,422 29	36,438 36	37,362 64	BFGS 6	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
19	MLP 30-28-3	36,070 38	36,438 36	37,362 64	BFGS 6	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
20	MLP 30-15-3	36,011 73	36,164 38	36,813 19	BFGS 7	Сум. квадрат.	Гиперболическая	Логистическая

Описанные в таблице 24 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 25).

Таблица 25. Итоги трехфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост\Спад\Нейтрально-Нейтрально	Рост\Спад\Нейтрально-Рост	Рост\Спад\Нейтрально-Спад	Рост\Спад\Нейтрально-Все
MLP 30-8-3	Все	558,0000	586,0000	561,0000	1705,000
	Правильно	210,0000	362,0000	65,0000	637,000
	Неправильно	348,0000	224,0000	496,0000	1068,000
	Правильно (%)	37,6344	61,7747	11,5865	37,361
	Неправильно (%)	62,3656	38,2253	88,4135	62,639
MLP 30-29-3	Все	558,0000	586,0000	561,0000	1705,000
	Правильно	279,0000	337,0000	0,0000	616,000
	Неправильно	279,0000	249,0000	561,0000	1089,000
	Правильно (%)	50,0000	57,5085	0,0000	36,129
	Неправильно (%)	50,0000	42,4915	100,0000	63,871
MLP 30-2-3	Все	558,0000	586,0000	561,0000	1705,000
	Правильно	210,0000	416,0000	0,0000	626,000
	Неправильно	348,0000	170,0000	561,0000	1079,000
	Правильно (%)	37,6344	70,9898	0,0000	36,716
	Неправильно (%)	62,3656	29,0102	100,0000	63,284

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-8-3 с процентом правильных классификаций 37,36%.

Результат трехфакторной классификации «Рост/Спад/Нейтрально» для акций TCSG представлена в Приложении 8 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

Самое часто повторяющееся значение правильной классификации – 11 (соответствует 36,67%) повторяется у 13 моделей из 20. Самое высокое значение – 12 (40,00%) у модели.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад/Нейтрально» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 26.

Таблица 26. Процент правильной трехфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 25)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 8)
MLP 30-8-3	37,36	30,00
MLP 30-4-3	36,19	33,33
MLP 30-14-3	35,89	30,00
MLP 30-4-3	36,13	36,67
MLP 30-10-3	36,30	33,33
MLP 30-16-3	36,30	36,67
MLP 30-13-3	35,95	36,67
MLP 30-9-3	36,36	36,67
MLP 30-11-3	36,07	33,33
MLP 30-29-3	36,19	36,67
MLP 30-2-3	35,25	36,67
MLP 30-17-3	36,13	36,67
MLP 30-10-3	36,72	36,67
MLP 30-5-3	35,84	33,33
MLP 30-29-3	36,13	40,00
MLP 30-7-3	36,25	36,67
MLP 30-2-3	36,72	36,67
MLP 30-16-3	36,42	36,67
MLP 30-28-3	36,07	36,67
MLP 30-15-3	36,01	36,67

Проведя исследование построенных трехфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что оптимальная модель – MLP 30-29-3 с максимальным значением процента правильных классификаций 40,00% на

Таблица 27. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-2-2	53,079 18	53,150 68	55,494 51	BFGS 25	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
2	MLP 30-22-2	52,492 67	48,767 12	54,120 88	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
3	MLP 30-3-2	50,909 09	49,863 01	53,846 15	BFGS 2	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
4	MLP 30-23-2	52,492 67	45,205 48	52,747 25	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
5	MLP 30-11-2	52,492 67	44,657 53	53,021 98	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
6	MLP 30-8-2	53,372 43	53,972 60	54,120 88	BFGS 19	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
7	MLP 30-16-2	53,607 04	49,589 04	54,395 60	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
8	MLP 30-10-2	52,844 57	49,863 01	54,395 60	BFGS 10	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
9	MLP 30-4-2	51,261 00	49,315 07	54,670 33	BFGS 3	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
10	MLP 30-26-2	51,788 86	49,315 07	53,296 70	BFGS 9	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
11	MLP 30-19-2	52,551 32	45,205 48	55,769 23	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
12	MLP 30-13-2	51,847 51	46,575 34	52,747 25	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
13	MLP 30-6-2	51,671 55	49,589 04	53,846 15	BFGS 2	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
14	MLP 30-12-2	52,668 62	49,589 04	53,571 43	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
15	MLP 30-7-2	52,492 67	45,479 45	52,747 25	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Софтмакс
16	MLP 30-29-2	51,906 16	46,301 37	52,747 25	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
17	MLP 30-21-2	53,372 43	52,328 77	54,395 60	BFGS 21	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
18	MLP 30-15-2	51,612 90	48,767 12	53,021 98	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
19	MLP 30-20-2	54,369 50	53,424 66	54,120 88	BFGS 22	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
20	MLP 30-24-2	51,964 81	49,589 04	53,846 15	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс

Описанные в таблице 27 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем

классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 28).

Таблица 28. Итоги двухфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост/Спад-0	Рост\Спад-1	Рост\Спад-Все
MLP 30-8-2	Все	832,0000	873,0000	1705,000
	Правильно	241,0000	669,0000	910,000
	Неправильно	591,0000	204,0000	795,000
	Правильно (%)	28,9663	76,6323	53,372
	Неправильно (%)	71,0337	23,3677	46,628
MLP 30-16-2	Все	832,0000	873,0000	1705,000
	Правильно	273,0000	641,0000	914,000
	Неправильно	559,0000	232,0000	791,000
	Правильно (%)	32,8125	73,4250	53,607
	Неправильно (%)	67,1875	26,5750	46,393
MLP 30-6-2	Все	832,0000	873,0000	1705,000
	Правильно	136,0000	745,0000	881,000
	Неправильно	696,0000	128,0000	824,000
	Правильно (%)	16,3462	85,3379	51,672
	Неправильно (%)	83,6538	14,6621	48,328
MLP 30-29-2	Все	832,0000	873,0000	1705,000
	Правильно	232,0000	653,0000	885,000
	Неправильно	600,0000	220,0000	820,000
	Правильно (%)	27,8846	74,7995	51,906
	Неправильно (%)	72,1154	25,2005	48,094
MLP 30-21-2	Все	832,0000	873,0000	1705,000
	Правильно	320,0000	590,0000	910,000
	Неправильно	512,0000	283,0000	795,000
	Правильно (%)	38,4615	67,5830	53,372
	Неправильно (%)	61,5385	32,4170	46,628
MLP 30-20-2	Все	832,0000	873,0000	1705,000
	Правильно	326,0000	601,0000	927,000
	Неправильно	506,0000	272,0000	778,000
	Правильно (%)	39,1827	68,8431	54,370
	Неправильно (%)	60,8173	31,1569	45,630

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-20-2 с процентом верных классификаций 54,37%.

Результат двухфакторной классификации «Рост/Спад» для тестовой выборки для акций YNDX представлена в Приложении 9 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

Наихудший результат двухфакторной классификации у модели MLP 30-2-2 – 36,67% правильной классификации. Но это единственное выделяющееся значение в наборе из 20 моделей, т.к. процент правильной классификации

варьируется в промежутке от 60,00% до 66,67% (такой показатель наблюдается у 14 моделей из 20 представленных). Также присутствует показатель верной классификации 70,00% у моделей MLP 30-29-2 и MLP 30-6-2.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 29.

Таблица 29. Процент правильной двухфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 28)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 9)
MLP 30-2-2	53,08	36,67
MLP 30-22-2	52,49	60,00
MLP 30-3-2	50,91	63,33
MLP 30-23-2	52,49	63,33
MLP 30-11-2	52,49	66,67
MLP 30-8-2	53,37	50,00
MLP 30-16-2	53,61	63,33
MLP 30-10-2	52,84	60,00
MLP 30-4-2	51,26	63,33
MLP 30-26-2	51,79	66,67
MLP 30-19-2	52,55	66,67
MLP 30-13-2	51,85	66,67
MLP 30-6-2	51,67	70,00
MLP 30-12-2	52,67	60,00
MLP 30-7-2	52,49	63,33
MLP 30-29-2	51,91	70,00
MLP 30-21-2	53,37	63,33
MLP 30-15-2	51,61	66,67
MLP 30-20-2	54,37	60,00
MLP 30-24-2	51,96	60,00

Проведя исследование построенных двухфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что оптимальной моделью является MLP 30-20-2 со значением процента правильных классификаций 60,00% на тестовой выборке и 54,37% на обучающей. Можем сделать следующий вывод: описанные выше сети на достаточном уровне классифицируют направление цены акции YNDX.

Рассмотрим трехфакторную классификацию для акции YNDX. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции YNDX. В качестве категориальной переменной – значение «Нейтрально», если цена акции попадает в интервал $(-0,05\%; 0,05\%)$ колебания цены, значение «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена возросла более чем на $0,05\%$, переменную «Спад», когда по сравнению с предыдущим значением цена снизилась более чем на $0,05\%$.

Построим 20 нейросетевых моделей, которые на достаточном уровне будет предугадывать направление колебания цены. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 30.

Таблица 30. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-14-3	39,882 70	40,821 92	37,362 64	BFGS 31	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
2	MLP 30-12-3	40,586 51	38,904 11	39,560 44	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
3	MLP 30-20-3	40,234 60	38,630 14	39,560 44	BFGS 21	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
4	MLP 30-10-3	43,695 01	42,191 78	41,483 52	BFGS 43	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
5	MLP 30-15-3	40,117 30	37,808 22	41,208 79	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
6	MLP 30-21-3	40,293 26	42,191 78	39,835 16	BFGS 54	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
7	MLP 30-17-3	40,821 11	38,082 19	39,560 44	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
8	MLP 30-23-3	42,404 69	39,452 05	40,384 62	BFGS 45	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
9	MLP 30-30-3	40,351 91	40,547 95	40,659 34	BFGS 23	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
10	MLP 30-19-3	40,351 91	41,917 81	39,560 44	BFGS 50	Сум.квадр.	Логистическая	Логистическая
11	MLP 30-28-3	39,530 79	33,972 60	40,384 62	BFGS 0	Сум.квадр.	Гиперболическая	Логистическая
12	MLP 30-27-3	40,351 91	42,191 78	40,384 62	BFGS 45	Сум.квадр.	Логистическая	Логистическая
13	MLP 30-11-3	39,472 14	36,986 30	39,835 16	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс

14	MLP 30-25-3	40,703 81	42,465 75	40,384 62	BFGS 35	Сум.ква др.	Гиперболич еская	Гиперболич еская
15	MLP 30-9-3	41,524 93	40,000 00	39,835 16	BFGS 50	Сум.ква др.	Логистическ ая	Гиперболич еская
16	MLP 30-18-3	41,231 67	37,534 25	39,560 44	BFGS 0	Энтроп ия	Логистическ ая	Софтмакс
17	MLP 30-22-3	40,058 65	40,273 97	39,560 44	BFGS 32	Сум.ква др.	Гиперболич еская	Логистическ ая
18	MLP 30-2-3	40,175 95	41,095 89	39,560 44	BFGS 31	Энтроп ия	Логистическ ая	Софтмакс
19	MLP 30-5-3	40,058 65	42,465 75	39,560 44	BFGS 39	Сум.ква др.	Логистическ ая	Логистическ ая
20	MLP 30-16-3	39,589 44	35,616 44	40,109 89	BFGS 0	Энтроп ия	Логистическ ая	Софтмакс

Описанные в таблице 30 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 31).

Таблица 31. Итоги трехфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост\Спад\Нейтрально-Нейтрально	Рост\Спад\Нейтрально-Рост	Рост\Спад\Нейтрально-Спад	Рост\Спад\Нейтрально-Все
MLP 30-10-3	Все	409,0000	647,0000	649,0000	1705,000
	Правильно	11,0000	387,0000	347,0000	745,000
	Неправильно	398,0000	260,0000	302,0000	960,000
	Правильно (%)	2,6895	59,8145	53,4669	43,695
	Неправильно (%)	97,3105	40,1855	46,5331	56,305
MLP 30-23-3	Все	409,0000	647,0000	649,0000	1705,000
	Правильно	6,0000	307,0000	410,0000	723,000
	Неправильно	403,0000	340,0000	239,0000	982,000
	Правильно (%)	1,4670	47,4498	63,1741	42,405
	Неправильно (%)	98,5330	52,5502	36,8259	57,595
MLP 30-30-3	Все	409,0000	647,0000	649,0000	1705,000
	Правильно	10,0000	322,0000	356,0000	688,000

	Неправильно	399,0000	325,0000	293,0000	1017,000
	Правильно (%)	2,4450	49,7682	54,8536	40,352
	Неправильно (%)	97,5550	50,2318	45,1464	59,648
MLP 30-25-3	Все	409,0000	647,0000	649,0000	1705,000
	Правильно	3,0000	272,0000	419,0000	694,000
	Неправильно	406,0000	375,0000	230,0000	1011,000
	Правильно (%)	0,7335	42,0402	64,5609	40,704
	Неправильно (%)	99,2665	57,9598	35,4391	59,296

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-10-3 с самым высоким процентом правильных классификаций 43,70%.

Результат трехфакторной классификации «Рост/Спад/Нейтрально» для акций YNDX представлена в Приложении 10 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

Лучший результат классификации при заданных параметрах встречается у 3 сетей: MLP 30-23-3, MLP 30-30-3, MLP 30-25-3 – 46,67%, соотносится с 14 верными распределениями на группы «Рост», «Спад», «Нейтрально». Самое плохое значение правильных классификаций показала модель MLP 30-21-3 – 23,33% (8 верных классификаций).

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад/Нейтрально» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 32.

Таблица 32. Процент правильной трехфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 31)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 10)
MLP 30-14-3	39,88	43,33
MLP 30-12-3	40,59	43,33
MLP 30-20-3	40,23	43,33
MLP 30-10-3	43,70	30,00

MLP 30-15-3	40,12	36,67
MLP 30-21-3	40,29	23,33
MLP 30-17-3	40,82	26,67
MLP 30-23-3	42,40	46,67
MLP 30-30-3	40,35	46,67
MLP 30-19-3	40,35	36,67
MLP 30-28-3	39,53	40,00
MLP 30-27-3	40,35	43,33
MLP 30-11-3	39,47	36,67
MLP 30-25-3	40,70	46,67
MLP 30-9-3	41,52	33,33
MLP 30-18-3	41,23	33,33
MLP 30-22-3	40,06	43,33
MLP 30-2-3	40,18	36,67
MLP 30-5-3	40,06	36,67
MLP 30-16-3	39,59	26,67

Проведя исследование построенных трехфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что лучшей моделью является MLP 30-23-3 с самым высоким процентом правильных классификаций на тестовой выборке 46,67% и одним из самых высоких на обучающей выборке – 42,40%. Построенная модель имеет процент верной классификации 42,00 – 47,00%, исходя из этого мы не можем полагаться на проведенные исследования.

2.6. Классификация для акции DSKY

Построен график временного ряда для акции DSKY (представлен на рисунке 6).

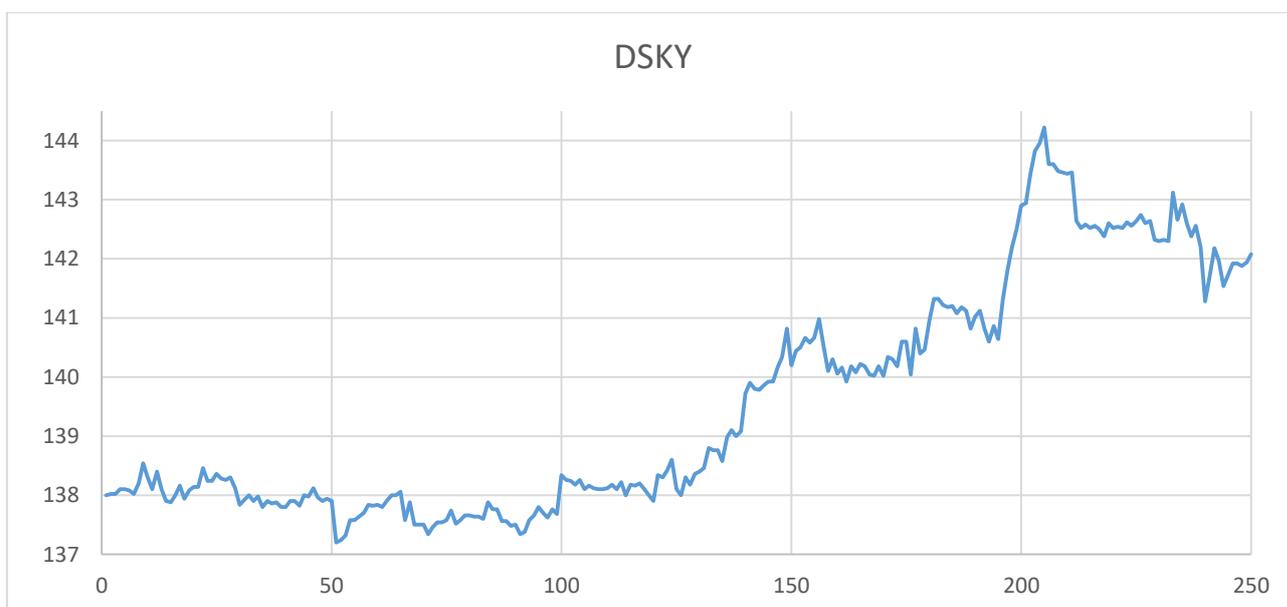


Рисунок 6. Временной ряд DSKY

Рассмотрим подробнее двухфакторную классификацию для акции DSKY. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции DSKY. В качестве категориальной переменной – значения «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена выросла, в обратном случае – переменную «Спад».

Из имеющихся 2500 пар входных параметров мы построили 500 нейросетевых моделей и выбрали 20 лучших. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 33.

Таблица 33. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-9-2	53,958 94	50,958 90	49,725 27	BFGS 17	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
2	MLP 30-29-2	54,310 85	49,315 07	51,098 90	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
3	MLP 30-3-2	55,014 66	48,219 18	50,824 18	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
4	MLP 30-13-2	52,316 72	46,849 32	52,472 53	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
5	MLP 30-19-2	51,788 86	47,123 29	51,098 90	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
6	MLP 30-26-2	54,545 45	51,506 85	51,373 63	BFGS 21	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
7	MLP 30-18-2	54,310 85	48,219 18	51,098 90	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Гиперболическая
8	MLP 30-10-2	54,604 11	48,493 15	50,824 18	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
9	MLP 30-24-2	49,442 82	50,410 96	51,648 35	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Экспоненциальная
10	MLP 30-25-2	47,976 54	50,136 99	50,824 18	BFGS 1	Сум. квадр.	Логистическая	Экспоненциальная
11	MLP 30-5-2	54,369 50	50,136 99	51,923 08	BFGS 9	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
12	MLP 30-6-2	47,976 54	50,136 99	50,824 18	BFGS 1	Сум. квадр.	Логистическая	Экспоненциальная
13	MLP 30-20-2	52,316 72	46,849 32	51,373 63	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Гиперболическая
14	MLP 30-12-2	52,903 23	53,698 63	52,472 53	BFGS 19	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
15	MLP 30-4-2	54,310 85	49,315 07	50,824 18	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс

1 6	MLP 30-27-2	47,976 54	50,136 99	50,824 18	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Экспоненци альная
1 7	MLP 30-12-2	52,668 62	46,575 34	50,824 18	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Экспоненци альная
1 8	MLP 30-8-2	55,718 48	50,136 99	51,648 35	BFGS 0	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
1 9	MLP 30-30-2	54,369 50	47,945 21	52,472 53	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическ ая	Гиперболиче ская
2 0	MLP 30-11-2	51,964 81	46,301 37	50,549 45	BFGS 0	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс

Описанные в таблице 33 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 34).

Таблица 34. Итоги двухфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост/Спад-0	Рост\Спад-1	Рост\Спад- Все
MLP 30-3-2	Все	818,0000	887,0000	1705,000
	Правильно	818,0000	0,0000	818,000
	Неправильно	0,0000	887,0000	887,000
	Правильно (%)	100,0000	0,0000	47,977
	Неправильно (%)	0,0000	100,0000	52,023
MLP 30-25-2	Все	818,0000	887,0000	1705,000
	Правильно	818,0000	0,0000	818,000
	Неправильно	0,0000	887,0000	887,000
	Правильно (%)	100,0000	0,0000	47,977
	Неправильно (%)	0,0000	100,0000	52,023
MLP 30-27-2	Все	818,0000	887,0000	1705,000
	Правильно	818,0000	0,0000	818,000
	Неправильно	0,0000	887,0000	887,000
	Правильно (%)	100,0000	0,0000	47,977
	Неправильно (%)	0,0000	100,0000	52,023
MLP 30-8-2	Все	818,0000	887,0000	1705,000
	Правильно	313,0000	637,0000	950,000
	Неправильно	505,0000	250,0000	755,000
	Правильно (%)	38,2641	71,8151	55,718
	Неправильно (%)	61,7359	28,1849	44,282

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-8-2 с процентом правильных классификаций 55,2%.

Результат двухфакторной классификации «Рост/Спад» для тестовой выборки для акций DSKY представлена в Приложении 11 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

Для двухфакторной классификации лучший показатель процента правильных классификаций 76,67% принадлежит моделям MLP 30-25-2 и MLP 30-27-2. Также есть промежуточные значения 60,00% (4 модели), 66,67% (6 моделей), 70,00% (2 модели). Худший результат 50,00% верных классификаций наблюдается у модели MLP 30-6-2.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 35.

Таблица 35. Процент правильной двухфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 34)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 11)
MLP 30-9-2	53,96	66,67
MLP 30-29-2	54,31	60,00
MLP 30-3-2	55,01	60,00
MLP 30-13-2	52,32	70,00
MLP 30-19-2	51,79	60,00
MLP 30-26-2	54,55	63,33
MLP 30-18-2	54,31	66,67
MLP 30-10-2	54,60	60,00
MLP 30-24-2	49,44	66,67
MLP 30-25-2	47,98	76,67
MLP 30-5-2	54,37	70,00
MLP 30-6-2	47,98	50,00
MLP 30-20-2	52,32	70,00
MLP 30-12-2	52,90	63,33
MLP 30-4-2	54,31	66,67
MLP 30-27-2	47,98	76,67
MLP 30-12-2	52,67	63,33
MLP 30-8-2	55,72	66,67
MLP 30-30-2	54,37	53,33
MLP 30-11-2	51,96	66,67

Проведя исследование построенных двухфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что оптимальными моделями являются MLP 30-25-2, MLP 30-27-2, MLP 30-8-2. Полученную классификацию можно использовать при принятии решения.

Рассмотрим трехфакторную классификацию для акции DSKY. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции DSKY. В качестве категориальной переменной – значение «Нейтрально», если цена акции попадает в интервал $(-0,05\%; 0,05\%)$ колебания цены, значение «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена возросла более чем на $0,05\%$, переменную «Спад», когда по сравнению с предыдущим значением цена снизилась более чем на $0,05\%$.

Построим 20 нейросетевых моделей, которые на достаточном уровне будет предугадывать направление колебания цены. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 36.

Таблица 36. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-26-3	35,835 78	39,726 03	38,186 81	BFGS 8	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
2	MLP 30-23-3	36,070 38	36,164 38	40,659 34	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
3	MLP 30-30-3	36,422 29	38,630 14	39,835 16	BFGS 37	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
4	MLP 30-11-3	35,777 13	39,726 03	40,384 62	BFGS 9	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
5	MLP 30-21-3	36,363 64	36,164 38	40,659 34	BFGS 17	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
6	MLP 30-4-3	35,835 78	37,808 22	40,109 89	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая
7	MLP 30-26-3	36,187 68	36,164 38	40,109 89	BFGS 8	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
8	MLP 30-6-3	35,835 78	36,986 30	40,109 89	BFGS 4	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
9	MLP 30-5-3	36,187 68	36,164 38	40,109 89	BFGS 8	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
10	MLP 30-18-3	35,894 43	37,534 25	40,659 34	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
11	MLP 30-9-3	36,011 73	38,082 19	40,109 89	BFGS 16	Сум. квадр.	Гиперболическая	Экспоненциальная
12	MLP 30-13-3	36,129 03	36,164 38	40,109 89	BFGS 7	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
13	MLP 30-28-3	36,070 38	36,164 38	40,384 62	BFGS 13	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая

14	MLP 30-16-3	35,190 62	36,712 33	40,109 89	BFGS 30	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
15	MLP 30-20-3	36,304 99	38,630 14	40,109 89	BFGS 8	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
16	MLP 30-22-3	36,070 38	36,164 38	40,109 89	BFGS 27	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
17	MLP 30-25-3	36,070 38	36,438 36	39,835 16	BFGS 10	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
18	MLP 30-7-3	36,246 33	36,164 38	40,109 89	BFGS 7	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
19	MLP 30-2-3	36,715 54	36,438 36	40,384 62	BFGS 8	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
20	MLP 30-29-3	36,187 68	36,164 38	40,384 62	BFGS 7	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая

Описанные в таблице 36 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 37).

Таблица 37. Итоги трехфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост\Спад\Нейтрально-Нейтрально	Рост\Спад\Нейтрально-Рост	Рост\Спад\Нейтрально-Спад	Рост\Спад\Нейтрально-Все
MLP 30-30-3	Все	501,0000	614,0000	590,0000	1705,000
	Правильно	0,0000	547,0000	74,0000	621,000
	Неправильно	501,0000	67,0000	516,0000	1084,000
	Правильно (%)	0,0000	89,0879	12,5424	36,422
	Неправильно (%)	100,0000	10,9121	87,4576	63,578
MLP 30-22-3	Все	501,0000	614,0000	590,0000	1705,000
	Правильно	10,0000	605,0000	0,0000	615,000
	Неправильно	491,0000	9,0000	590,0000	1090,000
	Правильно (%)	1,9960	98,5342	0,0000	36,070
	Неправильно (%)	98,0040	1,4658	100,0000	63,930
MLP 30-2-3	Все	501,0000	614,0000	590,0000	1705,000
	Правильно	24,0000	591,0000	11,0000	626,000

Неправильно	477,0000	23,0000	579,0000	1079,000
Правильно (%)	4,7904	96,2541	1,8644	36,716
Неправильно (%)	95,2096	3,7459	98,1356	63,284

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-2-3 с процентом правильной классификации 36,72%.

Результат трехфакторной классификации «Рост/Спад/Нейтрально» для акций DSKY представлена в Приложении 12 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

С использованием полученных данных у нас получились следующие результаты: модель MLP 30-13-3 показала наименьший процент верных классификаций – 23,33%, наибольший – у модели MLP 30-22-3 – 56,67%.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад/Нейтрально» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 38.

Таблица 38. Процент правильной трехфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 37)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 12)
MLP 30-26-3	35,84	36,67
MLP 30-23-3	36,07	43,33
MLP 30-30-3	36,42	36,67
MLP 30-11-3	35,78	40,00
MLP 30-21-3	36,36	43,33
MLP 30-4-3	35,84	40,00
MLP 30-26-3	36,19	36,67
MLP 30-6-3	35,84	40,00
MLP 30-5-3	36,19	46,67
MLP 30-18-3	35,89	30,00
MLP 30-9-3	36,01	26,67
MLP 30-13-3	36,13	30,00
MLP 30-28-3	36,07	40,00
MLP 30-16-3	35,19	23,33
MLP 30-20-3	36,30	40,00
MLP 30-22-3	36,07	53,33
MLP 30-25-3	36,07	56,67

MLP 30-7-3	36,25	43,33
MLP 30-2-3	36,72	33,33
MLP 30-29-3	36,19	43,33

Проведя исследование построенных трехфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что лучшей моделью является MLP 30-22-3. Т.к. показанный результат составляет 36,00% верных классификаций для обучающей выборки и 53,00% для тестовой выборки, то можем сделать вывод о том, что нейросетевая модель обучены плохо.

2.7. Классификация для акции FIXP

Построен график временного ряда для акции FIXP (представлен на рисунке 7).

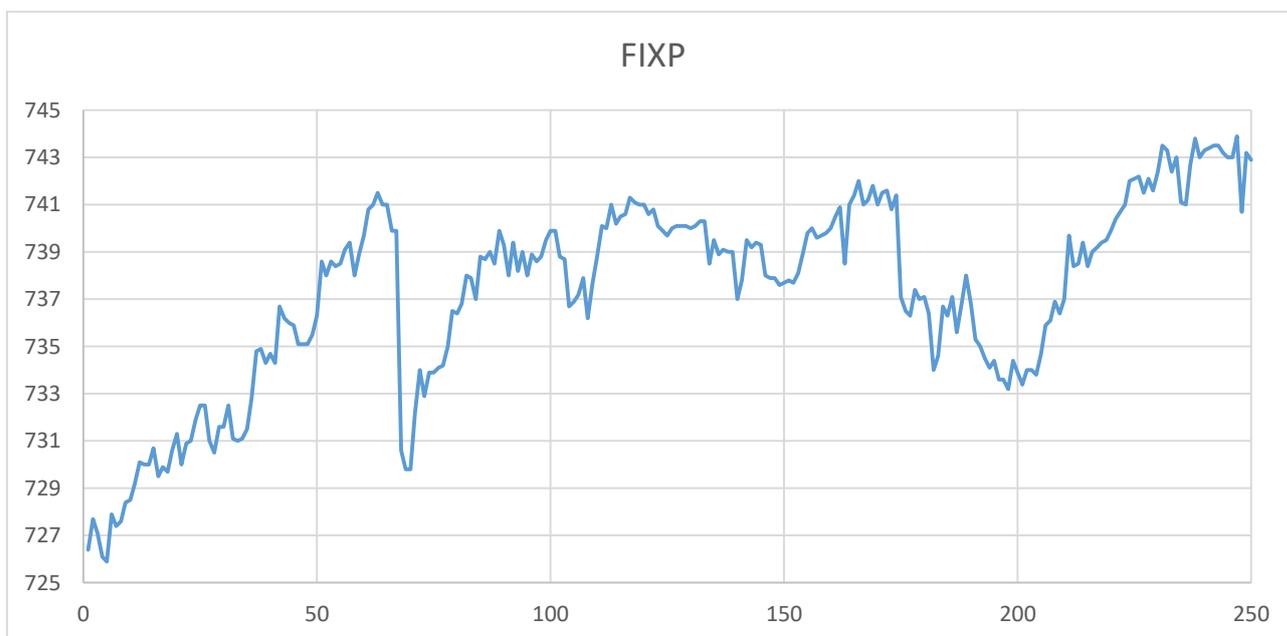


Рисунок 7. Временной ряд FIXP

Рассмотрим подробней двухфакторную классификацию для акции FIXP. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции FIXP. В качестве категориальной переменной – значения «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена выросла, в обратном случае – переменную «Спад».

Из имеющихся 1361 пар входных параметров мы построили 500 нейросетевых моделей и выбрали 20 лучших. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 39.

Таблица 39. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-29-2	52,542 37	49,275 36	54,748 60	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Сфотмакс
2	MLP 30-22-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Сфотмакс
3	MLP 30-23-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
4	MLP 30-26-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Экспоненциальная
5	MLP 30-10-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
6	MLP 30-20-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Сфотмакс
7	MLP 30-18-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Сфотмакс
8	MLP 30-2-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Экспоненциальная
9	MLP 30-25-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Сфотмакс
10	MLP 30-27-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
11	MLP 30-28-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
12	MLP 30-15-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 1	Энтропия	Гиперболическая	Сфотмакс
13	MLP 30-16-2	53,495 76	46,376 81	56,424 58	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
14	MLP 30-6-2	53,072 03	49,758 45	54,189 94	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Сфотмакс
15	MLP 30-19-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Логистическая
16	MLP 30-3-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
17	MLP 30-2-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Энтропия	Логистическая	Сфотмакс
18	MLP 30-14-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Гиперболическая
19	MLP 30-9-2	53,813 56	48,792 27	54,748 60	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Гиперболическая
20	MLP 30-30-2	52,542 37	49,758 45	53,631 28	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическая	Гиперболическая

Описанные в таблице 39 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 40).

Таблица 40. Итоги двухфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост\Спад-0	Рост\Спад-1	Рост\Спад-Все
MLP 30-26-2	Все	448,0000	496,0000	944,0000
	Правильно	0,0000	496,0000	496,0000
	Неправильно	448,0000	0,0000	448,0000
	Правильно (%)	0,0000	100,0000	52,5424
	Неправильно (%)	100,0000	0,0000	47,4576
MLP 30-2-2	Все	448,0000	496,0000	944,0000
	Правильно	0,0000	496,0000	496,0000
	Неправильно	448,0000	0,0000	448,0000
	Правильно (%)	0,0000	100,0000	52,5424
	Неправильно (%)	100,0000	0,0000	47,4576
MLP 30-16-2	Все	448,0000	496,0000	944,0000
	Правильно	52,0000	453,0000	505,0000
	Неправильно	396,0000	43,0000	439,0000
	Правильно (%)	11,6071	91,3306	53,4958
	Неправильно (%)	88,3929	8,6694	46,5042
MLP 30-6-2	Все	448,0000	496,0000	944,0000
	Правильно	5,0000	496,0000	501,0000
	Неправильно	443,0000	0,0000	443,0000
	Правильно (%)	1,1161	100,0000	53,0720
	Неправильно (%)	98,8839	0,0000	46,9280
MLP 30-19-2	Все	448,0000	496,0000	944,0000
	Правильно	0,0000	496,0000	496,0000
	Неправильно	448,0000	0,0000	448,0000
	Правильно (%)	0,0000	100,0000	52,5424
	Неправильно (%)	100,0000	0,0000	47,4576
MLP 30-9-2	Все	448,0000	496,0000	944,0000
	Правильно	23,0000	485,0000	508,0000
	Неправильно	425,0000	11,0000	436,0000
	Правильно (%)	5,1339	97,7823	53,8136
	Неправильно (%)	94,8661	2,2177	46,1864

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-9-2 процентом правильной классификации 53,81%.

Результат двухфакторной классификации «Рост/Спад» для тестовой выборки для акций FIXP представлена в Приложении 13 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

Наилучшая модель принимает максимальное число правильных классификаций. В нашем случае такими моделями стали MLP 30-26-2, MLP 30-2-2, MLP 30-6-2, MLP 30-19-2, MLP 30-9-2, у которых 60,00% правильных классификаций, что соответствует 18 верным классификациям. Худшей моделью будем считать MLP 30-29-2 с 50,00% правильных классификаций. 11 моделей: MLP 30-22-2, MLP 30-23-2, MLP 30-20-2, MLP 30-18-2, MLP 30-25-2, MLP 30-27-2, MLP 30-28-2, MLP 30-16-2, MLP 30-3-2, MLP 30-14-2, MLP 30-30-2 имеют процент верных классификаций равным 56,67%.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 41.

Таблица 41. Процент правильной двухфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 40)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 13)
MLP 30-29-2	52,54	50,00
MLP 30-22-2	52,54	56,67
MLP 30-23-2	52,54	56,67
MLP 30-26-2	52,54	60,00
MLP 30-10-2	52,54	53,33
MLP 30-20-2	52,54	56,67
MLP 30-18-2	52,54	56,67
MLP 30-2-2	52,54	60,00
MLP 30-25-2	52,54	56,67
MLP 30-27-2	52,54	56,67
MLP 30-28-2	52,54	56,67
MLP 30-15-2	52,54	50,00
MLP 30-16-2	53,50	56,67
MLP 30-6-2	53,07	60,00
MLP 30-19-2	52,54	60,00
MLP 30-3-2	52,54	56,67
MLP 30-2-2	52,54	56,67
MLP 30-14-2	52,54	53,33
MLP 30-9-2	53,81	60,00
MLP 30-30-2	52,54	56,67

Проведя исследование построенных двухфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что лучшая модель MLP 30-9-2, т.к. принимает максимальные значения процентов правильных классификаций как на обучающей, так и на тестовой выборках 53,81% и 60,00% соответственно. Полученный результат мы можем признать положительным.

Рассмотрим трехфакторную классификацию для акции FIXP. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции FIXP. В качестве категориальной переменной – значение «Нейтрально», если цена акции попадает в интервал $(-0,05\%; 0,05\%)$ колебания цены, значение «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена возросла более чем на 0,05%, переменную «Спад», когда по сравнению с предыдущим значением цена снизилась более чем на 0,05%.

Построим 20 нейросетевых моделей, которые на достаточном уровне будет предугадывать направление колебания цены. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 42.

Таблица 42. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-28-3	36,122 88	38,647 34	40,223 46	BFGS 0	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
2	MLP 30-5-3	37,817 80	38,164 25	39,106 15	BFGS 8	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
3	MLP 30-19-3	35,381 36	39,130 43	37,988 83	BFGS 5	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
4	MLP 30-24-3	36,228 81	41,062 80	37,430 17	BFGS 7	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс
5	MLP 30-11-3	39,088 98	35,748 79	37,430 17	BFGS 8	Сум. квадрат.	Гиперболическая	Гиперболическая
6	MLP 30-30-3	35,805 08	39,130 43	37,430 17	BFGS 7	Сум. квадрат.	Гиперболическая	Гиперболическая
7	MLP 30-29-3	38,135 59	35,748 79	37,988 83	BFGS 14	Сум. квадрат.	Логистическая	Гиперболическая
8	MLP 30-16-3	36,970 34	40,579 71	40,782 12	BFGS 5	Энтропия	Гиперболическая	Софтмакс

9	MLP 30-10-3	35,911 02	39,130 43	37,430 17	BFGS 8	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Логистическ ая
10	MLP 30-25-3	35,275 42	38,164 25	37,430 17	BFGS 6	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
11	MLP 30-18-3	37,076 27	41,062 80	39,106 15	BFGS 6	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
12	MLP 30-2-3	37,182 20	38,164 25	37,430 17	BFGS 10	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
13	MLP 30-11-3	37,605 93	38,164 25	37,988 83	BFGS 8	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
14	MLP 30-9-3	37,605 93	36,231 88	39,106 15	BFGS 0	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
15	MLP 30-20-3	36,758 47	41,062 80	40,223 46	BFGS 6	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
16	MLP 30-2-3	36,546 61	39,130 43	39,664 80	BFGS 7	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
17	MLP 30-22-3	36,016 95	39,613 53	40,223 46	BFGS 5	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
18	MLP 30-21-3	36,758 47	41,062 80	37,988 83	BFGS 5	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
19	MLP 30-23-3	36,970 34	40,096 62	42,458 10	BFGS 7	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
20	MLP 30-12-3	36,652 54	37,681 16	39,664 80	BFGS 5	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс

Описанные в таблице 42 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 43).

Таблица 43. Итоги трехфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост\Спад\Нейтрально-Нейтрально	Рост\Спад\Нейтрально-Рост	Рост\Спад\Нейтрально-Спад	Рост\Спад\Нейтрально-Все
MLP 30-28-3	Все	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Правильно	161,0000	167,0000	13,0000	341,0000
	Неправильно	138,0000	163,0000	302,0000	603,0000
	Правильно (%)	53,8462	50,6061	4,1270	36,1229
	Неправильно (%)	46,1538	49,3939	95,8730	63,8771
MLP 30-5-3	Все	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Правильно	87,0000	254,0000	16,0000	357,0000

	Неправильно	212,0000	76,0000	299,0000	587,0000
	Правильно (%)	29,0970	76,9697	5,0794	37,8178
	Неправильно (%)	70,9030	23,0303	94,9206	62,1822
MLP 30-16-3	Все	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Правильно	112,0000	237,0000	0,0000	349,0000
	Неправильно	187,0000	93,0000	315,0000	595,0000
	Правильно (%)	37,4582	71,8182	0,0000	36,9703
	Неправильно (%)	62,5418	28,1818	100,0000	63,0297
MLP 30-18-3	Все	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Правильно	115,0000	235,0000	0,0000	350,0000
	Неправильно	184,0000	95,0000	315,0000	594,0000
	Правильно (%)	38,4615	71,2121	0,0000	37,0763
	Неправильно (%)	61,5385	28,7879	100,0000	62,9237
MLP 30-2-3	Все	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Правильно	71,0000	271,0000	9,0000	351,0000
	Неправильно	228,0000	59,0000	306,0000	593,0000
	Правильно (%)	23,7458	82,1212	2,8571	37,1822
	Неправильно (%)	76,2542	17,8788	97,1429	62,8178
MLP 30-11-3	Все	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Правильно	147,0000	200,0000	8,0000	355,0000
	Неправильно	152,0000	130,0000	307,0000	589,0000
	Правильно (%)	49,1639	60,6061	2,5397	37,6059
	Неправильно (%)	50,8361	39,3939	97,4603	62,3941
MLP 30-9-3	Все	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Правильно	88,0000	259,0000	8,0000	355,0000

	Неправильно	211,0000	71,0000	307,0000	589,0000
	Правильно (%)	29,4314	78,4848	2,5397	37,6059
	Неправильно (%)	70,5686	21,5152	97,4603	62,3941
MLP 30-20-3	Все	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Правильно	102,0000	242,0000	3,0000	347,0000
	Неправильно	197,0000	88,0000	312,0000	597,0000
	Правильно (%)	34,1137	73,3333	0,9524	36,7585
	Неправильно (%)	65,8863	26,6667	99,0476	63,2415
MLP 30-2-3	Все	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Правильно	94,0000	248,0000	3,0000	345,0000
	Неправильно	205,0000	82,0000	312,0000	599,0000
	Правильно (%)	31,4381	75,1515	0,9524	36,5466
	Неправильно (%)	68,5619	24,8485	99,0476	63,4534
MLP 30-12-3	Все	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Правильно	107,0000	227,0000	12,0000	346,0000
	Неправильно	192,0000	103,0000	303,0000	598,0000
	Правильно (%)	35,7860	68,7879	3,8095	36,6525
	Неправильно (%)	64,2140	31,2121	96,1905	63,3475

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-5-3, т.к. имеет максимальное значение процента правильных классификаций 37,82%.

Результат трехфакторной классификации «Рост/Спад/Нейтрально» для акций FIXP представлена в Приложении 14 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

Лучший результат – 33,33% был замечен у 8 моделей из 30 (MLP 30-28-3, MLP 30-5-3, MLP 30-16-3, MLP 30-18-3, MLP 30-2-3, MLP 30-11-3, MLP 30-

20-3, MLP 30-2-3, MLP 30-12-3). Худший результат – 26,67% принадлежит 3 моделям: MLP 30-10-3, MLP 30-9-3, MLP 30-22-3.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад/Нейтрально» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 44.

Таблица 44. Процент правильной трехфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 43)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 14)
MLP 30-28-3	36,12	33,33
MLP 30-5-3	37,82	33,33
MLP 30-19-3	35,38	30,00
MLP 30-24-3	36,23	30,00
MLP 30-11-3	39,09	30,00
MLP 30-30-3	35,81	30,00
MLP 30-29-3	38,14	30,00
MLP 30-16-3	36,97	33,33
MLP 30-10-3	35,91	26,67
MLP 30-25-3	35,28	30,00
MLP 30-18-3	37,08	33,33
MLP 30-2-3	37,18	33,33
MLP 30-11-3	37,61	33,33
MLP 30-9-3	37,61	26,67
MLP 30-20-3	36,76	33,33
MLP 30-2-3	36,55	33,33
MLP 30-22-3	36,02	26,67
MLP 30-21-3	36,76	30,00
MLP 30-23-3	36,97	30,00
MLP 30-12-3	36,65	33,33

Проведя исследование построенных трехфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что лучшей моделью является MLP 30-5-3, т.к. имеет максимальное значение процента правильных классификаций как для оптимальной выборки, так и для тестовой выборки. Полученный результат мы не можем признать положительным, т.к. процент правильных классификаций колеблется между 32,00% и 38,00%, сети данной архитектуры не являются пригодными для трехфакторной классификации.

2.8. Классификация для акции OZON

Построен график временного ряда для акции OZON (представлен на рисунке 8).

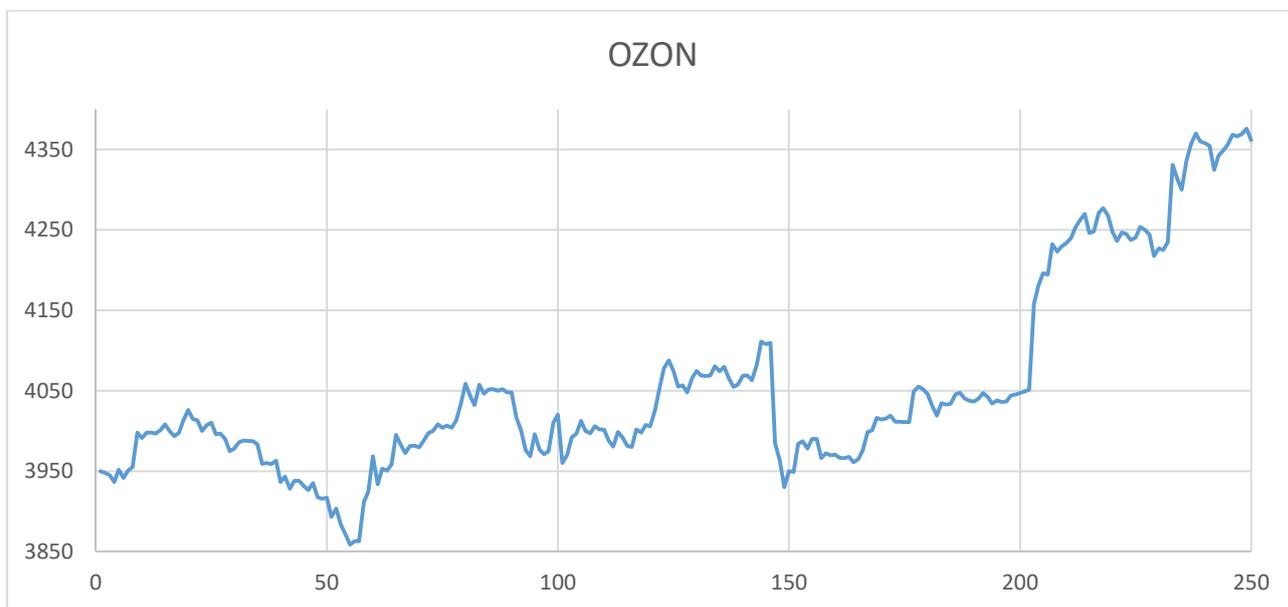


Рисунок 8. Временной ряд OZON

Рассмотрим подробней двухфакторную классификацию для акции OZON. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции OZON. В качестве категориальной переменной – значения «Рост», если по сравнению с предыдущим значением цена выросла, в обратном случае – переменную «Спад».

Из имеющихся 2463 пар входных параметров мы построили 500 нейросетевых моделей и выбрали 20 лучших. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 45.

Таблица 45. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-2-2	51,964 81	55,890 41	50,000 00	BFGS 7	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
2	MLP 30-29-2	52,492 67	55,068 49	51,923 08	BFGS 3	Энтропия	Логистическая	Софтмакс
3	MLP 30-28-2	52,727 27	55,068 49	50,274 73	BFGS 3	Энтропия	Логистическая	Софтмакс

4	MLP 30-10-2	52,199 41	54,246 58	51,923 08	BFGS 12	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Логистическа я
5	MLP 30-11-2	52,258 06	54,520 55	51,923 08	BFGS 4	Сум. квадр.	Логистическ ая	Логистическа я
6	MLP 30-15-2	51,730 21	56,164 38	50,274 73	BFGS 4	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Логистическа я
7	MLP 30-16-2	52,609 97	54,794 52	50,824 18	BFGS 4	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
8	MLP 30-9-2	52,903 23	55,342 47	51,098 90	BFGS 5	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
9	MLP 30-21-2	52,727 27	55,342 47	51,098 90	BFGS 3	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
1 0	MLP 30-12-2	52,082 11	54,246 58	52,747 25	BFGS 6	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
1 1	MLP 30-26-2	52,082 11	53,698 63	51,648 35	BFGS 3	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
1 2	MLP 30-3-2	52,375 37	55,068 49	51,923 08	BFGS 4	Сум. квадр.	Логистическ ая	Экспоненциа льная
1 3	MLP 30-6-2	52,551 32	55,068 49	51,098 90	BFGS 3	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
1 4	MLP 30-19-2	52,316 72	54,246 58	52,747 25	BFGS 3	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
1 5	MLP 30-22-2	51,964 81	55,890 41	50,274 73	BFGS 6	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
1 6	MLP 30-13-2	51,964 81	55,890 41	50,274 73	BFGS 6	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Логистическа я
1 7	MLP 30-17-2	51,554 25	56,164 38	50,000 00	BFGS 2	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
1 8	MLP 30-24-2	52,082 11	53,972 60	51,923 08	BFGS 2	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
1 9	MLP 30-25-2	52,316 72	55,068 49	51,923 08	BFGS 5	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
2 0	MLP 30-23-2	52,023 46	55,616 44	50,000 00	BFGS 1	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Экспоненциа льная

Описанные в таблице 45 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 46).

Таблица 46. Итоги двухфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост/Спад-0	Рост\Спад-1	Рост\Спад-Все
MLP 30-28-2	Все	864,0000	841,0000	1705,000
	Правильно	443,0000	456,0000	899,000
	Неправильно	421,0000	385,0000	806,000
	Правильно (%)	51,2731	54,2212	52,727

	Неправильно (%)	48,7269	45,7788	47,273
MLP 30-21-2	Все	864,0000	841,0000	1705,000
	Правильно	426,0000	473,0000	899,000
	Неправильно	438,0000	368,0000	806,000
	Правильно (%)	49,3056	56,2426	52,727
	Неправильно (%)	50,6944	43,7574	47,273

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшие модели - MLP 30-21-2 и MLP 30-28-2, т.к. они имеют максимальное значение процента правильных классификаций 52,73%.

Результат двухфакторной классификации «Рост/Спад» для тестовой выборки для акций OZON представлена в Приложении 15 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

Самый высокий процент правильных классификаций для двухфакторной классификации 70,00% на тестовой выборке у модели MLP 30-28-2. Результат 56,67% встречается сразу у 15 моделей. Самый низкий процент правильных классификаций 53,33% у моделей MLP 30-2-2, MLP 30-15-2, MLP 30-19-2.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 47.

Таблица 47. Процент правильной двухфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 46)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 15)
MLP 30-2-2	51,96	53,33
MLP 30-29-2	52,49	70,00
MLP 30-28-2	52,73	63,33
MLP 30-10-2	52,20	56,67
MLP 30-11-2	52,26	56,67
MLP 30-15-2	51,73	53,33
MLP 30-16-2	52,61	56,67
MLP 30-9-2	52,90	56,67
MLP 30-21-2	52,73	56,67
MLP 30-12-2	52,08	66,67
MLP 30-26-2	52,08	56,67
MLP 30-3-2	52,38	56,67
MLP 30-6-2	52,55	56,67

MLP 30-19-2	52,32	53,33
MLP 30-22-2	51,96	56,67
MLP 30-13-2	51,96	56,67
MLP 30-17-2	51,55	56,67
MLP 30-24-2	52,08	56,67
MLP 30-25-2	52,32	56,67
MLP 30-23-2	52,02	56,67

Проведя исследование построенных двухфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что лучшая модель MLP 30-28-2, т.к. имеет максимальные значения процента верных классификаций на обучающей и на тестовой выборках. Также мы можем сказать, что данная классификация может использоваться на ценах закрытия акции OZON, т.к. результаты исследования были удовлетворительны, и модель хорошо классифицировала предоставленные данные.

Рассмотрим трехфакторную классификацию для акции OZON. Для обучения сети мы воспользовались двумя переменными – непрерывная и категориальная. В качестве непрерывной переменной мы использовали цены закрытия акции OZON. В качестве категориальной переменной – значение «Нейтрально», если цена акции попадает в интервал $(-0,07\%; 0,07\%)$ колебания цены, значение «Рост», если по сравнению с предыдущем значением цена возросла более чем на $0,07\%$, переменную «Спад», когда по сравнению с предыдущим значением цена снизилась более чем на $0,07\%$.

Построим 20 нейросетевых моделей, которые на достаточном уровне будет предугадывать направление колебания цены. Итоги нейросетевых моделей приведены в таблице 48.

Таблица 48. Итоги нейросетевых моделей

№	Архитектура	Произв обуч	Контр произв	Тест произв	Алгоритм обучения	Функция ошибки	Функция актив скрытых нейронов	Функция актив выходных нейронов
1	MLP 30-3-3	38,82698	39,45205	39,28571	BFGS 6	Сум. квадр.	Гиперболическая	Логистическая
2	MLP 30-29-3	39,29619	40,00000	42,03297	BFGS 11	Сум. квадр.	Гиперболическая	Гиперболическая

3	MLP 30-28-3	39,237 54	39,178 08	41,208 79	BFGS 10	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
4	MLP 30-21-3	39,178 89	38,904 11	41,483 52	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическ ая	Гиперболиче ская
5	MLP 30-18-3	39,413 49	37,808 22	42,582 42	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Гиперболиче ская
6	MLP 30-11-3	38,299 12	39,178 08	39,835 16	BFGS 6	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Логистическа я
7	MLP 30-30-3	39,120 23	39,178 08	40,934 07	BFGS 9	Сум. квадр.	Логистическ ая	Гиперболиче ская
8	MLP 30-24-3	38,944 28	39,178 08	41,483 52	BFGS 9	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
9	MLP 30-23-3	39,061 58	40,000 00	41,208 79	BFGS 11	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Гиперболиче ская
10	MLP 30-6-3	38,944 28	38,904 11	39,560 44	BFGS 9	Сум. квадр.	Логистическ ая	Гиперболиче ская
11	MLP 30-12-3	38,592 38	39,726 03	39,560 44	BFGS 5	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Логистическа я
12	MLP 30-25-3	38,475 07	38,630 14	39,835 16	BFGS 5	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
13	MLP 30-15-3	39,002 93	38,904 11	42,307 69	BFGS 10	Энтро пия	Гиперболич еская	Софтмакс
14	MLP 30-5-3	38,709 68	38,904 11	40,109 89	BFGS 5	Энтро пия	Логистическ ая	Софтмакс
15	MLP 30-6-3	38,709 68	40,000 00	39,560 44	BFGS 6	Сум. квадр.	Логистическ ая	Гиперболиче ская
16	MLP 30-19-3	38,826 98	37,808 22	40,109 89	BFGS 0	Сум. квадр.	Логистическ ая	Гиперболиче ская
17	MLP 30-2-3	38,651 03	39,178 08	40,109 89	BFGS 7	Сум. квадр.	Логистическ ая	Гиперболиче ская
18	MLP 30-27-3	38,592 38	39,452 05	40,659 34	BFGS 16	Сум. квадр.	Логистическ ая	Гиперболиче ская
19	MLP 30-10-3	39,765 40	33,424 66	39,560 44	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Экспоненциа льная
20	MLP 30-20-3	39,002 93	37,260 27	42,032 97	BFGS 0	Сум. квадр.	Гиперболич еская	Гиперболиче ская

Описанные в таблице 48 модели сравнивались между собой путем вычисления процента правильной классификации, который показывает насколько верно предсказано направление изменения цены акции. Проведем классификацию в математическом пакете STATISTICA на обучающей выборке (результаты лучших моделей представлены в таблице 49).

Таблица 49. Итоги трехфакторной классификации (фрагмент)

Нейросетевая модель		Рост\Спад\Нейтрально-Нейтрально	Рост\Спад\Нейтрально-Рост	Рост/Спад/Нейтрально-Спад	Рост\Спад\Нейтрально-Все
MLP 30-18-3	Все	426,0000	668,0000	611,0000	1705,000
	Правильно	0,0000	515,0000	157,0000	672,000
	Неправильно	426,0000	153,0000	454,0000	1033,000
	Правильно (%)	0,0000	77,0958	25,6956	39,413
	Неправильно (%)	100,0000	22,9042	74,3044	60,587
MLP 30-11-3	Все	426,0000	668,0000	611,0000	1705,000
	Правильно	0,0000	589,0000	64,0000	653,000
	Неправильно	426,0000	79,0000	547,0000	1052,000
	Правильно (%)	0,0000	88,1737	10,4746	38,299
	Неправильно (%)	100,0000	11,8263	89,5254	61,701
MLP 30-10-3	Все	426,0000	668,0000	611,0000	1705,000
	Правильно	0,0000	473,0000	205,0000	678,000
	Неправильно	426,0000	195,0000	406,0000	1027,000
	Правильно (%)	0,0000	70,8084	33,5516	39,765
	Неправильно (%)	100,0000	29,1916	66,4484	60,235

Изучив полученные данные, мы можем сказать, что лучшая модель – MLP 30-10-3, т.к. имеет максимальное значение процента правильных классификаций 39,77%.

Результат трехфакторной классификации «Рост/Спад/Нейтрально» для акций OZON представлена в Приложении 16 (для удобства неверные значения классификации выделялись красным цветом).

У трехфакторной классификации наиболее частые результаты построенных моделей: 9 (30,00% у 9 моделей и 20), 8 (26,67% у 4 моделей из 20). Максимальный результат – 11 правильных предсказанных значений (модель MLP 30-11-3), что соответствует 36,67%. Минимальный результат – 7

правильных значений (23,33%) у моделей MLP 30-12-3, MLP 30-25-3 и MLP 30-2-3.

Используя построенные сети для классификации «Рост/Спад/Нейтрально» цены акции на обучающей и тестовой выборках, получили данные, представленные в таблице 50.

Таблица 50. Процент правильной трехфакторной классификации нейронных сетей

Нейросетевая модель	Процент правильной классификации на обучающей выборке (Таблица 49)	Процент правильной классификации на тестовой выборке (Приложение 16)
MLP 30-3-3	38,83	30,00
MLP 30-29-3	39,30	30,00
MLP 30-28-3	39,24	26,67
MLP 30-21-3	39,18	30,00
MLP 30-18-3	39,41	33,33
MLP 30-11-3	38,30	36,67
MLP 30-30-3	39,12	26,67
MLP 30-24-3	38,94	36,67
MLP 30-23-3	39,06	30,00
MLP 30-6-3	38,94	30,00
MLP 30-12-3	38,59	23,33
MLP 30-25-3	38,48	23,33
MLP 30-15-3	39,00	30,00
MLP 30-5-3	38,71	30,00
MLP 30-6-3	38,71	30,00
MLP 30-19-3	38,83	26,67
MLP 30-2-3	38,65	23,33
MLP 30-27-3	38,59	26,67
MLP 30-10-3	39,77	30,00
MLP 30-20-3	39,00	23,33

Проведя исследование построенных трехфакторных классификаций, можем сделать вывод о том, что лучшая модель MLP 30-11-3, которая имеет максимальное значение процента правильных классификаций на тестовой выборке 36,67% и достаточно высокое на обучающей выборке 38,30%. Но на построенные модели для трехфакторной классификации не следует опираться при принятии дальнейшего решения, т.к. данный способ принятия решения не отличается от подбрасывания монетки.

Результаты проведенного исследования

Подобран оптимальный объем обучающих выборок для компаний:

- ОАО «ИркутскЭнерго» (IRGZ) – 1300 значений;
- ПАО «Газпром» (GAZP), Банк ВТБ (VTBR), TCS Group Holding PLC (TCSG), Yandex (YNDX), Группа «Детский мир» (DSKY), Ozon Holdings PLC (OZON) – 2500 значений;
- Fix Price Group (FIXP) – 1400 значений.

Результаты двухфакторной классификации, представлены в таблице 51.

Таблица 51. Результаты двухфакторной классификации.

Компания	Иркутск Энерго	Газпром		ВТБ		TCS Group
Акция	IRGZ	GAZP		VTBR		TCSG
Отрасль	Энергетика	Энергетика		Банк		Банк
Модель	MLP 30-19-2	MLP 30-11-2	MLP 30-12-2	MLP 30-25-2	MLP 30-7-2	MLP 30-3-2
Функция активации скрытых нейронов	Гиперболическая	Логистическая	Логистическая	Гиперболическая	Гиперболическая	Гиперболическая
Функция активации выходных нейронов	Логистическая	Софтмакс	Софтмакс	Софтмакс	Софтмакс	Гиперболическая
Процент правильных двухфакторных классификаций на обучающей выборке	64,18%	51,55%	52,61%	52,49%	51,96%	53,49%
Процент правильных двухфакторных классификаций на тестовой выборке	80,00%	63,33%	66,67%	66,67%	70,00%	73,33%

Компания	Yandex	Детский мир			Fix Price Group	Ozon
Акция	YNDX	DSKY			FIXP	OZON
Отрасль	ИТ	Товары для детей			Розничная торговля	Интернет-торговля, розничная торговля
Модель	MLP 30-20-2	MLP 30-25-2	MLP 30-27-2	MLP 30-8-2	MLP 30-9-2	MLP 30-28-2
Функция активации скрытых нейронов	Гиперболическая	Логистическая	Гиперболическая	Гиперболическая	Логистическая	Логистическая
Функция активации выходных нейронов	Софтмакс	Экспоненциальная	Экспоненциальная	Софтмакс	Гиперболическая	Софтмакс
Процент правильных двухфакторных классификаций на обучающей выборке	54,37%	47,98%	47,98%	55,72%	53,81%	52,73%
Процент правильных двухфакторных классификаций на тестовой выборке	60,00%	76,67%	76,67%	66,67%	60,00%	63,33%

Для задачи двухзначной классификации «Рост/Спад» установлено, что большинство построенных сетей имеют процент правильной классификации более 60,00%, это говорит о том, что сети с данной архитектурой можно использовать для решения задачи классификации. Данные результаты можно признать положительными, а построенные сети использовать для прогнозирования направления движения цены.

Результаты трехфакторной классификации, представлены в таблице 52.

Таблица 52. Результаты трехфакторной классификации.

Компания	Иркутск Энерго	Газпром	ВТБ	TCS Group	Yandex	Детский мир	Fix Price Group	Ozon
Акция	IRGZ	GAZP	VTBR	TCSG	YNDX	DSKY	FIXP	OZON
Отрасль	Энергетика	Энергетика	Банк	Банк	ИТ	Товары для детей	Розничная торговля	Интернет-торговля, розничная торговля
Модель	MLP 30-22-3	MLP 30-6-3	MLP 30-13-3	MLP 30-29-3	MLP 30-23-3	MLP 30-22-3	MLP 30-5-3	MLP 30-11-3
Функция активации скрытых нейронов	Гиперболическая	Логистическая	Гиперболическая	Гиперболическая	Гиперболическая	Логистическая	Гиперболическая	Гиперболическая
Функция активации выходных нейронов	Софтмакс	Экспоненциальная	Софтмакс	Логистическая	Софтмакс	Логистическая	Софтмакс	Логистическая
Процент правильных трехфакторных классификаций на обучающей выборке	38,37%	40,94%	41,11%	36,13%	42,40%	36,00%	37,82%	38,30%
Процент правильных трехфакторных классификаций на тестовой выборке	43,33%	56,67%	63,33%	40,00%	46,67%	53,00%	33,33%	36,67%

Для задачи трехзначной классификации «Рост/Спад/Нейтрально» установлено, что у всех построенных сетей процент правильной классификации 30,00 – 60,00%. Полученный результат нельзя признать положительным, так как данный способ принятия решения ничем не

отличается от подбрасывания монетки. На основании нашего исследования мы можем сделать вывод, что для задачи трехзначной классификации «Рост/Спад/Нейтрально» сети с рассмотренной архитектурой оказались малопригодными.

3. Социальная ответственность

В данной работе разработан подход к проблеме прогнозирования, в основе которого лежат нейросетевые методы.

Область применения данного исследования: фондовые рынки. Научно-техническое исследование, проведённое в данной работе, имеет непосредственное отношение к инвестициям. Потенциальными потребителями результатов исследования могут быть: инвесторы, владеющие акциями; банки, банковские организации.

Данная работа была проведена за компьютером, или персональной электронной вычислительной машиной (ПЭВМ).

3.1. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности

3.1.1. Специальные правовые нормы трудового законодательства

Длительность выполнения проекта составила около 3 месяцев. Продолжительность рабочего дня 8 часов (приблизительно с 9:00 до 18:00). Согласно Ст. 108 Трудового кодекса Российской Федерации (ТК РФ) для офисного работника (или студента) в течении рабочего дня должен быть предусмотрен перерыв для отдыха и питания продолжительностью не более двух часов и не менее 30 минут [22].

Также, согласно ст. 219 ТК РФ офисный сотрудник (или студент) имеет право на то, чтобы рабочее место соответствовало требованиям охраны труда [22].

3.1.2. Организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны

Характеристика помещения, где была разработана магистерская работа: длина помещения составляет $a = 6$ м, ширина помещения $b = 5$ м, высота помещения $h = 3.5$ м. Тогда площадь помещения будет составлять $S = a \cdot b = 30$ м², объем равен $V = a \cdot b \cdot h = 105$ м³. Также в нем присутствует одно окно, через которое осуществляется вентиляция помещения, с параметрами: ширина 1,5 м, высота 2 м. Количество РМ, $n = 2$. В помещении используется комбинированное освещение – искусственное (люминесцентные лампы типа ЛБ) и естественное (свет из окна). В зимнее время помещение отапливается,

что обеспечивает достаточное, постоянное и равномерное нагревание воздуха. Электроснабжение сети переменного напряжения 220В. Помещение без повышенной опасности в отношении поражения человека электрическим током по ГОСТ 12.1.013-78 [7].

Компьютер, расположенный на рабочей поверхности высотой 0,77 м, обладает следующими характеристиками: процессор AMD A8, оперативная память 8 ГБ, система Microsoft Windows 10.1, частота процессора – 2,00 ГГц, PnP 13,6-и дюймовый монитор с разрешением 1366 на 768 точек и частотой 60 Гц.

При устройстве рабочего места человека, работающего за ПК необходимо соблюсти следующие основные условия: наилучшее местоположение оборудования и свободное рабочее пространство. Так как данная работа выполнена на персональном компьютере типа ноутбук, в котором отсевают элементы стандартного ПК (системный блок, отдельный монитор, клавиатура и т.д.), то основным требованием к организации рабочего места является размещение ноутбука по центру письменного стола строго напротив пользователя, т.к. это обеспечивает положение монитора ноутбука на уровне глаз оператора, а также комфортное положение рук оператора над клавиатурой.

При проектировании письменного стола должны быть учтены следующие требования. Высота рабочей поверхности стола рекомендуется в пределах 680–800 мм. Высота рабочей поверхности, на которую устанавливается клавиатура, должна быть 650 мм. Рабочий стол должен быть шириной не менее 700 мм и длиной не менее 1400 мм. Должно иметься пространство для ног высотой не менее 600 мм, шириной — не менее 500 мм, глубиной на уровне колен — не менее 450 мм и на уровне вытянутых ног — не менее 650 мм.

Рабочее кресло должно быть подъёмно-поворотным и регулируемым по высоте и углам наклона сиденья и спинки, а также расстоянию спинки до переднего края сиденья. Рекомендуемая высота сидения над уровнем пола

420–550 мм. Конструкция рабочего кресла должна обеспечивать: ширину и глубину поверхности сиденья не менее 400 мм.

Монитор должен быть расположен на уровне глаз оператора на расстоянии 500–600 мм. Согласно нормам, угол наблюдения в горизонтальной плоскости должен быть не более 45° к нормали экрана. Лучше если угол обзора будет составлять 30°. Кроме того должна быть возможность выбирать уровень контрастности и яркости изображения на экране. Должна предусматриваться возможность регулирования экрана [8].

Общие требования к организации и оборудованию рабочих мест с ПЭВМ даны в СанПиН 1.2.3685-21 [9] и ГОСТ 12.2.032-78 ССБТ [8]. Все параметры рабочего стола удовлетворяют нормативным требованиям.

3.2. Производственная безопасность

Таблица 53. Возможные опасные и вредные факторы

Факторы (ГОСТ 12.0.003-2015)	Этапы работ			Нормативные документы
	Разработка	Изготовление	Эксплуатация	
1. Психофизические факторы	+	+	+	Трудовой кодекс Российской Федерации от 30.12.2001 N 197-ФЗ (ред. от 09.03.2021); СП 2.4.3648-20 "Санитарно-эпидемиологические требования к организациям воспитания и обучения, отдыха и оздоровления детей и молодежи". ГОСТ 12.2.032-78 «Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Рабочее место при
2. Отклонение показателей микроклимата	+	+	+	

3. Отсутствие или недостаток необходимого естественного/искусственного освещения рабочей зоны	+	+	+	выполнении работ сидя. Общие эргономические требования» СанПиН 1.2.3685-21 «Гигиенические нормативы и требования к обеспечению безопасности и (или) безвредности для человека факторов среды обитания» СанПиН 2.2.4.548-96 «Гигиенические требования к микроклимату производственных помещений» СанПиН 2.2.1/2.1.1.1278-03 «Гигиенические требования к естественному, искусственному и совмещенному освещению жилых и общественных зданий» СанПиН 2.2.4.1191-03 «Электромагнитные поля в производственных условиях» СНиП 23-05-95 «Естественное и искусственное освещение»
4. Повышенная запыленность и загазованность рабочей зоны	+	+	+	
5. Повышенный уровень электромагнитных излучений и ионизирующих излучений в рабочей зоне	+	+	+	

3.3. Анализ опасных и вредных производственных факторов

3.3.1. Психофизические факторы

Значительное умственное напряжение и другие нагрузки приводят к переутомлению функционального состояния центральной нервной системы, нервно-мышечного аппарата рук.

При длительной работе за экраном дисплея появляется выраженное напряжение зрительного аппарата с появлением жалоб на неудовлетворительность работы, головные боли, усталость и болезненное ощущение в глазах, в пояснице, в области шеи, руках [24].

Режим труда и отдыха работника: при вводе данных, редактировании программ, чтении информации с экрана непрерывная продолжительность работы не должна превышать 4-х часов при 8-часовом рабочем дне. Через каждый час работы необходимо делать, перерыв на 5-10 минут, а через два часа на 15 минут [22].

С целью снижения или устранения нервно-психологического, зрительного и мышечного напряжения, необходимо проводить комплекс

физических упражнений и сеансы психофизической разгрузки и снятия усталости во время регламентируемых перерывов, и после окончания рабочего дня.

3.3.2. Отклонение показателей микроклимата

Оптимальные микроклиматические при воздействии на человека в течение рабочей смены обеспечивают сохранение теплового состояния организма и не вызывают отклонений в состоянии здоровья. Допустимые микроклиматические условия могут приводить к незначительным дискомфортным тепловым ощущениям. Возможно временное (в течение рабочей смены) снижение работоспособности, без нарушения здоровья.

Все категории работ разграничиваются на основе интенсивности энергозатрат организма в ккал/ч (Вт). Работа, производимая сидя и сопровождающаяся незначительным физическим напряжением, относится к категории Ia – работа с интенсивностью энергозатрат до 120 ккал/ч (до 139 Вт). Для данной категории допустимые нормы микроклимата представлены в таблице 54.

Таблица 54. Допустимые нормы микроклимата в рабочей зоне производственных помещений

Период года	Категория тяжести выполняемых работ	Температура, °С		Относительная влажность, %		Скорость движения воздуха, м/с	
		Фактическое значение	Допустимое значение	Фактическое значение	Допустимое значение	Фактическое значение	Допустимое значение
Холодный	Ia	(20÷23)	(20÷25)	55	(15÷75)	0,1	0,1
Теплый	Ia	(22÷24)	(21÷28)	55	(15÷75)	0,1	0,1

Анализируя, данные таблицы 54 можно сделать вывод, что в рассматриваемом помещении параметры микроклимата соответствуют нормам СанПиН. Допустимый уровень микроклимата помещения обеспечивается системой водяного центрального отопления и естественной вентиляцией.

В помещении, допустимые нормативные величины микроклимата поддерживать не представляется возможным, необходимо проводить мероприятия по защите работников от возможного перегревания и охлаждения.

3.3.3. Отсутствие и недостаток необходимого естественного / искусственного освещения рабочей зоны

Оценка освещенности рабочей зоны проводится в соответствии СП 52.13330.2016 «Естественное и искусственное освещение». Актуализированная редакция СНиП 23-05-95 [15].

Согласно СНиП 23-05-95* нормируемая минимальная освещенность должна удовлетворять требованиям, указанным в таблице 55.

Таблица 55. Требования к освещению помещений жилых и общественных зданий при зрительной работе высокой точности

Характеристика зрительной работы	Наименьший или эквивалентный размер объекта различения, мм	Разряд зрительной работы	Подразряд зрительной работы	Контраст объекта с фоном	Характеристика фона	Искусственное освещение				Естественное освещение	
						Освещенность, лк		Сочетание нормируемых величин показателя ослепленности и коэффициента пульсации		КЕО e_H , %	
						При системе комбинированного освещения (всего), лк	При системе общего освещения, лк			При верхнем или комбинированном освещении	При боковом освещении
								Р, не более	К _р , % не более		
Высокой точности	От 0,3 до 0,5	III	г	Средний Большой	Светлый Средний	400	200	18	15	3,0	1,0

Естественное освещение поступает в помещение через одно окно в светлое время суток.

Расчёт общего равномерного искусственного освещения горизонтальной рабочей поверхности выполняется методом коэффициента светового потока, учитывающим световой поток, отражённый от потолка и стен. Длина помещения $a = 6$ м, ширина $b = 5$ м, высота $H = 2,8$ м. Высота рабочей поверхности над полом $h_p = 0,75$ м. Интегральным критерием оптимальности расположения светильников является величина λ , которая для люминесцентных светильников с защитной решёткой лежит в диапазоне 1,1–1,3.

Выбираем лампу дневного света ЛД-40, световой поток которой равен $\Phi_{\text{ЛД}} = 2\ 300$ Лм. Выбираем светильники с люминесцентными лампами типа ОДОР-2-30. Этот светильник имеет две лампы мощностью 40 Вт каждая, длина светильника равна 925 мм, ширина – 265 мм. На первом этапе определим значение индекса освещенности i .

$$i = \frac{S}{(a+b) \cdot h},$$

где S – площадь помещения;

h – расчетная высота подвеса светильника, м;

a и b – длина и ширина помещения, м.

Высота светильника над рабочей поверхностью h

$$h = H - h_p - h_c = 3,5 - 0,75 - 0,7 = 2,05,$$

где H – высота помещения, м;

h_p – высота рабочей поверхности, м;

h_c – расстояние светильников от перекрытия (свес).

В результате проведенных расчетов, индекс освещенности i равен:

$$i = \frac{S}{(a+b) \cdot h} = \frac{30}{11 \cdot 2,05} = 1,33.$$

Расстояние между соседними светильниками или рядами определяется по формуле:

$$L = \lambda \cdot h = 1,1 \cdot 2,05 = 2,25 \text{ м}$$

Расстояние от крайних светильников или рядов до стены определяется по формуле:

$$l = \frac{L}{3} = \frac{2,25}{3} = 0,75 \text{ м}$$

Определяем количество рядов светильников и количество светильников в ряду:

$$n_{\text{ряд}} = \frac{(B - \frac{2}{3}L)}{L} + 1 = \frac{(5 - \frac{2}{3} \cdot 2,25)}{2,25} + 1 \approx 3$$

$$n_{\text{св}} = \frac{(A - \frac{2}{3}L)}{l_{\text{св}} + 0,5} = \frac{(6 - \frac{2}{3} \cdot 2,25)}{1,23 + 0,5} \approx 3$$

Общее число светильников:

$$N = n_{\text{ряд}} \cdot n_{\text{св}} = 9$$

Учитывая, что в каждом светильнике установлено две лампы, общее число ламп в помещении $N = 18$.

Световой поток лампы определяется по формуле:

$$\Phi = \frac{E_H \cdot S \cdot K_3 \cdot Z}{N \cdot \eta}$$

где E_H – нормируемая минимальная освещённость по СНиП 23-05-95 [14], лк;

S – площадь освещаемого помещения, м²;

K_3 – коэффициент запаса, учитывающий загрязнение светильника (источника света, светотехнической арматуры, стен и пр., т.е. отражающих поверхностей), наличие в атмосфере цеха дыма, пыли;

Z – коэффициент неравномерности освещения, отношение $E_{\text{ср}}/E_{\text{min}}$.

Для люминесцентных ламп он равен 1,1;

N – число ламп в помещении;

η – коэффициент использования светового потока.

Данное помещение относится к типу помещения со средним выделением пыли, поэтому коэффициент запаса $K_3 = 1,5$; состояние потолка – свежепобеленный, поэтому значение коэффициента отражения потолка $\rho_n =$

70%; состояние стен – побеленные бетонные стены, поэтому значение коэффициента отражения стен $\rho_c = 50\%$. Коэффициент использования светового потока, показывающий какая часть светового потока ламп попадает на рабочую поверхность, для светильников типа ОДОР с люминесцентными лампами при $\rho_n = 70\%$, $\rho_c = 50\%$ и индексе помещения $i = 1,33$ равен $\eta = 0,45$.

$$\Phi = \frac{E_H \cdot S \cdot K_3 \cdot Z}{N \cdot \eta} = \frac{400 \cdot 30 \cdot 1,33 \cdot 1,1}{18 \cdot 0,45} = 2\,167 \text{ Лм}$$

Для люминесцентных ламп с мощностью 40 Вт и напряжением сети 220В, стандартный световой поток ЛД равен 2 300 Лм.

$$-10\% \leq \frac{\Phi_{\text{ЛД}} - \Phi_{\text{П}}}{\Phi_{\text{ЛД}}} \cdot 100\% \leq 20\%$$

Подставляя данные, получим:

$$\frac{\Phi_{\text{ЛД}} - \Phi_{\text{П}}}{\Phi_{\text{ЛД}}} \cdot 100\% = \frac{2\,300 - 2\,167}{2\,300} \cdot 100\% = 5,78\%$$

$$-10\% \leq 5,78\% \leq 20\%$$

Таким образом световой поток светильника не выходит за пределы требуемого диапазона.

3.3.4. Повышенная запыленность и загазованность воздуха рабочей зоны

Воздухообмен в помещениях необходим для очистки воздуха от вредных веществ: для удаления вредных веществ (выделяющихся вредных газов, паров и пыли); для удаления излишних водяных паров; для удаления избыточного тепла.

В жилых и общественных помещениях постоянным вредным выделением является выдыхаемый людьми диоксид углерода. Количество углекислоты, выделяемой одним взрослым человеком ($n = 1$) при легкой работе $g = 23$ л/ч. Предельно-допустимая концентрация углекислоты в жилых комнатах $> v = 1$ мг/м³. Содержание углекислоты в атмосферном воздухе больших городов (свыше 300 тыс. жителей) $> n = 0,5$ мг/м³.

Определим потребный воздухообмен L по формуле: $L = \frac{g \cdot n}{x_b - x_h} = \frac{(23 \cdot 1) \cdot 1000}{1 - 0.5} = 46 \text{ м}^3/\text{ч}$. Таким образом, потребный воздухообмен при работе одного человека за компьютером составляет $46 \text{ м}^3/\text{ч}$.

Вентиляция помещения осуществляется при помощи окна, которое присутствует в помещении.

3.3.5. Повышенный уровень электромагнитных излучений и ионизирующих излучений в рабочей зоне

ПЭВМ являются источником электромагнитного поля (ЭМП) радиочастотного диапазона. При длительном постоянном воздействии, которого на организм человека наблюдаются нарушения сердечнососудистой, дыхательной и нервной систем, появляется утомляемость, ухудшение самочувствия, гипотония, также характерна головная боль, изменение проводимости сердечной мышцы. Тепловое воздействие ЭМП характеризуется повышением температуры тела, локальным избирательным нагревом тканей, органов, клеток вследствие перехода ЭМП в тепловую энергию.

При работе с компьютером допустимые уровни электромагнитных полей (ЭМП) нормируются СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03 [15]:

- Напряженность электромагнитного поля на расстоянии 50 см вокруг ВДТ по электрической составляющей должна быть не более: в диапазоне частот 5Гц-2кГц - 25В/м; в диапазоне частот 2кГц/400кГц - 2,5В/м.
- Плотность магнитного потока должна быть не более: в диапазоне частот 5Гц-2кГц - 250нТл; в диапазоне частот 2кГц/400кГц - 25нТл.

Среди средств защиты от ЭМП выделяют следующие:

- Организационные мероприятия – выбор рациональных режимов работы оборудования, ограничение места и времени нахождения персонала в зоне воздействия ЭМП, т.е. защита расстоянием и временем.
- Инженерно-технические мероприятия, включающие рациональное размещение оборудования, использование средств, ограничивающих

поступление электромагнитной энергии (поглотители мощности, экранирование и т.п.).

- Лечебно-профилактические мероприятия в целях предупреждения, ранней диагностики и лечения здоровья персонала.
- Средства индивидуальной защиты, к которым относятся защитные очки, щитки, шлемы, защитная одежда и др.

В данном случае воздействие ЭМП происходит только от монитора ноутбука. Исходя из паспортных данных ноутбука, они соответствуют нормам ТСО-99, ТСО-03.

3.3.6. Обоснование мероприятий по защите персонала предприятия от действия опасных и вредных факторов

Помещение, где была разработана магистерская работа, принадлежит к категории помещений без повышенной опасности по степени вероятности поражения электрическим током [7], вследствие этого к оборудованию предъявляются следующие требования:

- экран монитора должен находиться на расстоянии не менее 50 см от пользователя (расстояния от источника);
- применение приэкранных фильтров, специальных экранов.

Профилактика перегревания работников в нагревающем микроклимате включает следующие мероприятия: нормирование верхней границы внешней термической нагрузки на допустимом уровне применительно к 8-часовой рабочей смене; регламентация продолжительности воздействия нагревающей среды (непрерывно и за рабочую смену) для поддержания среднесменного теплового состояния на оптимальном или допустимом уровне; использование специальных СКЗ и СИЗ, уменьшающих поступление тепла извне к поверхности тела человека и обеспечивающих допустимое тепловое состояние работников.

С целью снижения или устранения нервно-психологического, зрительного и мышечного напряжения, предупреждение переутомления

необходимо проводить комплекс физических упражнений и сеансы психофизической разгрузки и снятия усталости во время регламентированных перерывов, и после окончания рабочего дня.

3.4. Экологическая безопасность

С точки зрения использования ресурсов компьютер потребляет сравнительно небольшое количество электроэнергии, что положительным образом сказывается на общей экономии потребления электроэнергии в целом. При написании данной работы вредных выбросов в атмосферу, почву и водные источники не производилось, радиационного заражения не произошло, чрезвычайные ситуации не наблюдались, поэтому ущерба окружающей среде не было нанесено.

Основными отходами являются черновики бумаги, отработавшие люминесцентные лампы и картриджи.

Отработавшие картриджи относятся к IV классу опасности и подлежат специальной утилизации [19]. Для оказания наименьшего влияния на окружающую среду, необходимо проводить специальную процедуру утилизации, при которой более 90% отправится на вторичную переработку и менее 10% будут отправлены на свалки. При этом она должна соответствовать процедуре утилизации ГОСТ Р 53692-2009 [19].

Отработавшие люминесцентные лампы относятся к I классу опасности. Переработка люминесцентных ламп осуществляется на современном оборудовании, которое позволяет полностью или в максимальной мере устранить их химическую активность. В отдельных случаях становится возможным их вторичная переработка с последующим использованием в различных сферах. При этом переработка должна соответствовать процедуре утилизации ГОСТ 30772-2001 [20].

Черновики бумаги относятся к V классу опасности и подлежат специальной утилизации согласно ГОСТ Р 55090-2012 [21].

3.5. Безопасность в чрезвычайных ситуациях. Пожарная безопасность

Возникновение пожара в комнате может быть обусловлено следующими факторами: в современных ПЭВМ очень высокая плотность размещения электронных схем. При протекании по ним электрического тока выделяется значительное количество тепла, что может привести к повышению температуры отдельных узлов до 100°C. При этом возможно оплавление изоляции соединительных проводов, их оголение, и, как следствие, короткое замыкание, сопровождаемое искрением.

Основы противопожарной защиты предприятий определены в стандартах ГОСТ 12.1.004-76 [16] и ГОСТ 12.1.010-76 [17].

Возникновение пожара при работе с электронной аппаратурой может быть по причинам как электрического, так и неэлектрического характера.

Согласно СНиП 21-01-97 [18], по взрывоопасности помещение относится к классу В и по пожароопасности к классу Д. К этому классу относятся помещения, в которых опасные состояния не имеют места при нормальной эксплуатации, а возможны только в результате аварии или неисправностей.

В помещении для тушения возгораний предусмотрено использование углекислотного огнетушителя ОУ-3 для тушения возгораний классов А, В и электроустановок до 10000В при температуре воздуха -40°C до +50°C. Таким образом, состояние помещения соответствует нормам пожаробезопасности. Расположение ламп в помещении и план эвакуации людей для помещения представлены в приложение 18.

Огнетушители являются самым эффективным средством первичного пожаротушения. Огнетушитель — переносное или передвижное устройство для тушения очагов пожара за счет выпуска запасенного огнетушащего вещества.

Помещение, в котором выполнялась работа, относится к категории «Д», с пониженной пожароопасностью.

Выводы и рекомендации по разделу «Социальная ответственность»

Проанализировав условия труда на рабочем месте, где была разработана бакалаврская работа, можно сделать вывод, что помещение удовлетворяет необходимым нормам и в случае соблюдения техники безопасности и правил пользования компьютером работа в данном помещении не приведет к ухудшению здоровья работника.

Само помещение и рабочее место в нем удовлетворяет всем нормативным требованиям. Кроме того, действие вредных и опасных факторов сведено к минимуму, т.е. микроклимат, освещение и электробезопасность соответствуют требованиям, предъявленным в соответствующих нормативных документах.

Относительно рассмотренного вопроса об экологической безопасности можно сказать, что деятельность помещения не представляет опасности окружающей среде.

Важно добавить, что монитор компьютера служит источником ЭМП – вредного фактора, который отрицательно влияет на здоровье работника при продолжительной непрерывной работе и приводит к снижению работоспособности. Поэтому во избежание негативного влияния на здоровье необходимо делать перерывы при работе с ЭВМ и проводить специализированные комплексы упражнений для глаз.

4. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение

Целью раздела «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение» является оценка исследования финансовых временных рядов с использованием нейронных сетей с позиции конкурентоспособности и ресурсоэффективности.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- Определить потенциальных потребителей результатов исследования;
- Выявить сильные и слабые стороны научно-исследовательского проекта, а также его возможности и вероятные угрозы при помощи SWOT-анализа;
- Оценить степень готовности научного проекта к коммерциализации;
- Определить заинтересованные стороны и ограничения/допущения научно-технического исследования; сформулировать цель и ожидаемые результаты проекта;
- Определить структуру и трудоемкость выполнения работ, разработать график проведения научного исследования;
- Рассчитать бюджет научно-технического исследования;
- Определить риск возникновения неопределённых событий при выполнении НИИ, которые могут повлечь за собой нежелательные эффекты.

4.1. Предпроектный анализ

4.1.1. Потенциальные потребители результатов исследования

Для анализа потребителей результатов исследования необходимо рассмотреть целевой рынок и провести его сегментирование.

Целевой рынок – сегменты рынка, на котором будет продаваться в будущем разработка. В свою очередь, сегмент рынка – это особым образом выделенная часть рынка, группы потребителей, обладающих определенными общими признаками.

Сегментирование – это разделение покупателей на однородные группы, для каждой из которых может потребоваться определенный товар (услуга).

Задача прогнозирования финансовых временных рядов была и остается актуальной, поскольку предсказание является необходимым элементом любой инвестиционной деятельности, ведь сама идея инвестирования – вложения денег с целью получения дохода в будущем – основывается на идеи прогнозирования будущего.

Таблица 56. Карта сегментирования рынка услуг по методам прогнозирования

		Методы прогнозирования		
		Экспертные методы прогнозирования	Экономико-математические	Технический анализ
Размер компании	Крупные			
	Средние			
	Мелкие			

Фирма А 

Фирма Б 

Таким образом, мы определили потенциальных потребителей результатов исследования, а именно – результаты данной работы будут наиболее привлекательны преимущественно для мелких компаний, частных инвесторов и акционеров.

4.1.2. Анализ конкурентных технических решений

Исследование, проведенное в данной работе, имеет непосредственное отношение к инвестициям. Потенциальными потребителями результатов исследования могут быть как инвесторы, владеющие акциями, так и банки, и банковские организации. Также данными исследованиями могут воспользоваться государственные учреждения, интернет-ресурсы и другие связанные с финансовыми инвестициями организации.

В настоящее время профессиональные участники рынка используют различные методы прогнозирования финансовых временных рядов, основные из них:

- Экономико-математические методы. При исследовании финансовых временных рядов используют глобальные, локальные, статистические, динамические, линейные, нелинейные, отраслевые, оптимизационные микро-, макро- методы.
- Экспертные методы прогнозирования - собираются мнения различных экспертов, и обобщаются в единую оценку.
- Технический анализ. Исследование изменений цен в будущем на основе анализа изменений цен в прошлом. Нейронные сети, при помощи которых проводится исследование, можно отнести к методам технического анализа.

4.1.3. SWOT-анализ

SWOT – Strengths (сильные стороны), Weaknesses (слабые стороны), Opportunities (возможности) и Threats (угрозы) – представляет собой комплексный анализ научно-исследовательского проекта. SWOT-анализ применяют для исследования внешней и внутренней среды проекта.

Разработанная для данного исследования матрица SWOT представлена в таблице 57.

Таблица 57. Матрица SWOT

	Сильные стороны научно-исследовательского проекта: С1. Высокая прогностическая способность модели	Слабые стороны научно-исследовательского проекта: Сл1. Длительность вычислений Сл2. Малая распространённость на рынке
Возможности: В1. Высокий спрос на нейросетевые модели со стороны потребителей. В2. Использование модели для любых финансовых временных рядов (широкий спектр применения)	Высокое качество получаемых результатов вкупе с высоким спросом на нейросетевые модели позволят быстро занять свою нишу на рынке.	Благодаря высокому спросу можно упростить алгоритм для того, чтобы сократить длительность вычислений.
Угрозы: У1. Наличие множества альтернативных подходов У2. Потеря финансовых средств в случае неверного прогноза	Несмотря на то, что используемые алгоритмы имеют высокую прогностическую способность, любой прогноз не дает 100% гарантии на получение достоверных результатов, в связи с этим есть вероятность потери финансовых активов.	Малая распространённость на рынке подобных моделей позволит эффективнее бороться с конкурентами.

Таким образом, в ходе проведения SWOT-анализа были выявлены сильные и слабые стороны научно-исследовательского проекта, а также его возможности и вероятные угрозы.

4.1.4. Оценка готовности проекта к коммерциализации

На какой бы стадии жизненного цикла не находилась научная разработка полезно оценить степень ее готовности к коммерциализации и выяснить уровень собственных знаний для ее проведения (или завершения). Для этого необходимо заполнить форму (табл. 58), которая содержит показатели о степени проработанности проекта с позиции коммерциализации и компетенциям разработчика научного проекта.

Оценки степени проработанности научного проекта трактуются следующим образом:

1 – не проработано;

- 2 – проработано слабо;
- 3 – выполнено, но качество под сомнением;
- 4 – выполнено качественно;
- 5 – имеется положительное заключение независимого эксперта.

Оценка уровня имеющихся знаний у разработчика определяется в соответствии со следующей системой баллов:

- 1 – не знаком или знаком мало;
- 2 – знаком с теорией;
- 3 – знаком с теорией и практическими примерами применения;
- 4 – знаком с теорией и самостоятельно выполняет;
- 5 – знаком с теорию, выполняет, может консультировать.

Таблица 58. Бланк оценки степени готовности
научного проекта к коммерциализации

№ п/п	Наименование	Степень проработанности научного проекта	Уровень имеющихся знаний у разработчика
1	Определен имеющийся научно-технический задел	5	5
2	Определены перспективные направления коммерциализации научно-технического задела	2	3
3	Определены отрасли и технологии (товары, услуги) для предложения на рынке	4	4
4	Определена товарная форма научно-технического задела для представления на рынок	3	2
5	Определены авторы и осуществлена охрана их прав	3	5
6	Проведена оценка стоимости интеллектуальной собственности	3	3
7	Проведены маркетинговые исследования рынков сбыта	2	2
8	Разработан бизнес-план коммерциализации научной разработки	2	3
9	Определены пути продвижения научной разработки на рынок	3	2
10	Разработана стратегия (форма) реализации научной разработки	2	1

11	Проработаны вопросы международного сотрудничества и выхода на зарубежный рынок	1	1
12	Проработаны вопросы использования услуг инфраструктуры поддержки, получения льгот	1	2
13	Проработаны вопросы финансирования коммерциализации научной разработки	2	2
14	Имеется команда для коммерциализации научной разработки	3	4
15	Проработан механизм реализации научного проекта	5	4
ИТОГО БАЛЛОВ		41	43

Таким образом, по результатам проведенной оценки степени готовности научного проекта к коммерциализации суммарное количество баллов по степени проработанности научного проекта превышает уровень имеющихся знаний у разработчика. Согласно полученным баллам, можно сказать, что перспективность данной разработки выше среднего.

4.1.5. Методы коммерциализации результатов научно-технического исследования

Для коммерциализации результатов научно-технического исследования идеальным решением будет «Торговля патентными лицензиями», потому что данная разработка должна быть защищена авторским правом. Это дает конкретному исследованию правовую охрану от несанкционированного использования.

4.2. Инициация проекта

Таблица 59. Заинтересованные стороны проекта

Заинтересованные стороны проекта	Ожидания заинтересованных сторон
<ul style="list-style-type: none"> • Профессорско-преподавательский состав кафедры Высшей математики и математической физики Отделения экспериментальной физики НИ ТПУ • Частные инвесторы • Акционеры • Инвестиционные фонды 	<ul style="list-style-type: none"> • Иметь возможность исследовать цены закрытия акций ведущих российских компаний • Получать высокое качество результатов • Использовать большие объёмы данных

Таким образом, мы определили заинтересованные стороны проекта.

Таблица 60. Цели и результат проекта

Цели проекта	Исследовать цены закрытия акций ведущих российских компаний с использованием нейронных сетей.
Ожидаемые результаты проекта	Разработан подход к проблеме исследования, в основе которого лежат нейросетевые методы. В работе была определена архитектура нейронной сети, оптимизированы параметры сети.
Критерии приемки результата проекта	Адекватность полученных результатов
Требования к результату проекта	Требование:
	Поскольку результаты анализа представляют собой исследование финансовых временных рядов на основе нейросетевых методов, одним из основных требований является эффективность обучения нейронной сети. Она должна быть на уровне не менее 95%.

Таким образом, мы сформулировали цели и ожидаемый результат НТИ.

4.2.1. Организационная структура проекта

Таблица 61. Рабочая группа проекта

№ п/п	ФИО, основное место работы	Роль в проекте	Функции	Трудозатраты, час.
1	Курникова А.О. ТПУ, магистр	Исследование при помощи нейронных сетей	Эксперт проекта, основной разработчик	840
2	Шинкеев М.Л. ТПУ, доцент ОЭФ	Консультации по анализу большого количества данных	Руководитель проекта	56
Итого:				896

Таким образом, мы сформировали рабочую группу проекта, а именно – определили роль каждого участника, прописали функции, выполняемые каждым из участников и их трудозатраты в проекте.

4.2.2. Ограничения и допущения проекта

Таблица 62. Ограничения проекта

Фактор	Ограничения/допущения
Источник финансирования	НИ ТПУ
Сроки проекта	28.02.2020 – 31.05.2020
Дата утверждения плана управления проектом	28.02.2020
Дата завершения проекта	31.05.2020

Прочие ограничения и допущения	Отсутствуют
--------------------------------	-------------

Таким образом, мы определили ограничения и допущения проекта.

4.3. Планирование научно-исследовательских работ

Планирование комплекса предполагаемых работ осуществляется в следующем порядке:

- Формирование иерархической структуры работ проекта;
- Определение ключевых (контрольных) событий проекта;
- Построение календарного графика проекта;
- Планирование бюджета научного исследования.

4.3.1. Определение трудоемкости выполнения работ и разработка графика проведения научного исследования

Трудовые затраты в большинстве случаев образуют основную часть стоимости разработки, поэтому важным моментом является определение трудоемкости работ каждого из участников научного исследования.

Трудоемкость выполнения научного исследования оценивается экспертным путем в человеко-днях и носит вероятностный характер, т.к. зависит от множества трудно учитываемых факторов. Для определения, ожидаемого (среднего) значения трудоемкости используется следующая формула:

$$t_{\text{ож}i} = \frac{3t_{\text{min}i} + 2t_{\text{max}i}}{5},$$

где $t_{\text{ож}i}$ – ожидаемая трудоемкость выполнения i -й работы, человеко-дни;

$t_{\text{min}i}$ – минимально возможная трудоемкость выполнения заданной i -й работы, человеко-дни;

$t_{\text{max}i}$ – максимально возможная трудоемкость выполнения заданной i -й работы, человеко-дни;

Рассчитаем значение ожидаемой трудоемкости работы.

Установление длительности работ в рабочих днях осуществляется по формуле:

$$T_{pi} = \frac{t_{ожі}}{Ч_i},$$

где T_{pi} – продолжительность одной работы, раб. дн.;

$Ч_i$ – численность исполнителей, выполняющих одновременно одну и ту же работу на данном этапе, чел.

При выполнении дипломных работ студенты в основном становятся участниками сравнительно небольших по объему научных тем. Поэтому наиболее удобным и наглядным является построение ленточного графика проведения научных работ в форме диаграммы Гантта.

Диаграмма Гантта – горизонтальный ленточный график, на котором работы по теме представляются протяженными во времени отрезками, характеризующимися датами начала и окончания выполнения данных работ.

Для удобства построения графика, длительность каждого из этапов работ из рабочих дней следует перевести в календарные дни. Для этого необходимо воспользоваться формулой:

$$T_{ki} = T_{pi} \cdot k_{\text{кал}},$$

где T_{ki} – продолжительность выполнения i -й работы в календарных днях;

T_{pi} – продолжительность выполнения i -й работы в рабочих днях;

$k_{\text{кал}}$ – коэффициент календарности, предназначен для перевода рабочего времени в календарное.

Коэффициент календарности определяется по формуле:

$$k_{\text{кал}} = \frac{T_{\text{кал}}}{T_{\text{кал}} - T_{\text{вых}} - T_{\text{пр}}},$$

где $T_{\text{кал}}$ – количество календарных дней в году;

$T_{\text{вых}}$ – количество выходных дней в году;

$T_{\text{пр}}$ – количество праздничных дней в году.

Рассчитанные значения в календарных днях по каждой работе необходимо округлить до целого числа.

Вычислим коэффициент календарности:

$$k_{\text{кал}} = \frac{365}{365 - 118} = 1,48$$

Рассчитанные временные показатели были сведены в таблицу 63, представленную ниже.

Таблица 63. Временные показатели осуществления комплекса работ

№ работ ы	Продолжительность работ			Исполнители	T_{pi} , человеко- дни	T_{ki} , человеко- дни
	$t_{\min i}$, человеко- дни	$t_{\max i}$, человеко- дни	$t_{ожi}$, человеко- дни			
1	1	5	3	Р, И	2	3
2	11	17	13	И	13	20
3	2	9	5	И	5	7
4	5	7	6	Р, И	3	4
5	1	3	2	И	2	3
6	1	1	1	И	1	1
7	11	17	13	И	13	20
8	4	6	5	И	5	7
9	5	7	6	Р, И	3	4
10	9	11	10	И	10	15
11	2	9	5	И	5	7
Итого:					62	91

Таким образом, на основе таблицы 9 составлен календарный план-график, показывающий продолжительность выполнения работ ВКР. В результате планирования графика, продолжительность работ равна трём месяцам (табл. 64).

Таблица 64. Календарный план-график выполнения работ (диаграмма Гантта)

Календарный план-график проведения магистерской диссертации по теме												
№	Наименование работы	Исполнители	Т, дни	Продолжительность выполнения работ, дни								
				Март			Апрель			Май		
				1	2	3	1	2	3	1	2	3
1	Составление и утверждение ТЗ	Научный руководитель Инженер	3	■								
2	Подбор и изучение материалов по теме	Инженер	20	■	■							
3	Анализ исходных данных	Инженер	7			■						
4	Выбор метода выполнения работы	Научный руководитель Инженер	4				■					
5	Календарное планирование работ по теме	Инженер	3				■					
6	Подбор необходимого математического пакета для проведения расчетов	Инженер	1					■				
7	Проведение расчетов	Инженер	20					■	■			
8	Анализ результатов работы	Инженер	7							■		
9	Определение целесообразности проведения НИР	Научный руководитель Инженер	4							■		
10	Составление пояснительной записки к ВКР.	Инженер	15								■	■
11	Оформление пояснительной записки к ВКР по ГОСТу.	Инженер	7									■

Научный руководитель



Инженер



Таким образом, мы определили трудоемкость выполнения работ и разработали календарный план-график проведения магистерской диссертации по теме.

4.3.2. Бюджет научно-технического исследования

При планировании бюджета НТИ должно быть обеспечено полное и достоверное отражение всех видов расходов, связанных с его выполнением. В процессе формирования бюджета НТИ используется следующая группировка затрат по статьям:

- Сырье, материалы (за вычетом возвратных отходов), покупные изделия и полуфабрикаты;
- Основная заработная плата;
- Отчисления на социальные нужды;
- Накладные расходы.

Затраты на материалы

Данная статья отражает стоимость всех материалов, используемых при разработке проекта, включая расходы на их приобретение и доставку. Транспортные расходы принимаются в пределах 15-25% от стоимости материалов. В материальные затраты, помимо вышеуказанных, включаются дополнительно затраты на канцелярские принадлежности, диски, картриджи и т.п. Однако их учет ведется в данной статье только в том случае, если в научной организации их не включают в расходы на использование оборудования или накладные расходы.

Материальные затраты, необходимые для данной разработки, заносятся в таблицу 65.

Таблица 65. Материальные затраты

Наименование	Единица измерения	Количество	Цена за ед., руб.	Затраты на материалы (Z_m), руб.
Бумага	Пачка	1	250	250
Картридж для принтера	Шт	1	2 500	2 500
Канцелярские принадлежности	Шт	1	300	300
Итого:				3 050

Таким образом, на данном этапе мы рассчитали материальные затраты, необходимы для проведения научно-технического исследования. Они составляют 3 050 рублей.

Накладные расходы

Накладные расходы учитывают прочие затраты организации, не попавшие в предыдущие статьи расходов: печать и ксерокопирование материалов исследования, оплата услуг связи, электроэнергии, почтовые и телеграфные расходы и т.д.

Так как работа производилась только с использованием персонального компьютера, все накладные расходы составляет плата за электроэнергию и интернет. В расчётах будем учитывать, что мощность компьютера руководителя равна $P_{рук} = 0.1$ кВт, мощность компьютера исполнителя — $P_{исп} = 0.05$ кВт. Также учитываем одинаковую плату за интернет $S_{и} = 350$ руб/мес. Тогда при 8-часовом рабочем дне накладные расходы составляют:

$$C_{накл} = 8 \cdot (T_{рук} \cdot P_{рук} + T_{исп} \cdot P_{исп}) \cdot S_{эл} + T_p/30 \cdot S_{и},$$

где $S_{эл} = 5.8$ руб / кВт · ч — удельная плата за электроэнергию.

Следовательно, $C_{накл}$ составляют 1 452,16 руб.

Таким образом, мы рассчитали плату за электроэнергию и интернет, которые и составляют накладные расходы. Итоговая сумма накладных расходов равна 1452,16 руб.

Основная заработная плата

Величина расходов по заработной плате определяется исходя из трудоемкости выполняемых работ и действующей системы окладов и

тарифных ставок. В состав основной заработной платы включается премия, выплачиваемая ежемесячно из фонда заработной платы в размере 20 – 30 % от тарифа или оклада.

Статья включает основную заработную плату работников, непосредственно занятых выполнением НИИ, (включая премии, доплаты) и дополнительную заработную плату:

$$З_{зп} = З_{осн} + З_{доп},$$

где $З_{осн}$ – основная заработная плата;

$З_{доп}$ – дополнительная заработная плата.

Основная заработная плата ($З_{осн}$) руководителя (лаборанта, инженера) от предприятия (при наличии руководителя от предприятия) рассчитывается по следующей формуле:

$$З_{осн} = З_{дн} \cdot T_p,$$

где $З_{осн}$ – основная заработная плата одного работника;

T_p – продолжительность работ, выполняемых научно-техническим работником, раб. дн.;

$З_{дн}$ – среднедневная заработная плата работника, руб.

Среднедневная заработная плата рассчитывается по формуле:

$$З_{дн} = \frac{З_m \cdot M}{F_d},$$

где $З_m$ – месячный должностной оклад работника, руб.;

M – количество месяцев работы без отпуска в течение года;

F_d – действительный годовой фонд рабочего времени научно-технического персонала, раб. дн.;

M – количество месяцев работы без отпуска в течение года: при отпуске в 24 раб. дня $M=11,2$ месяца, 5 – дневная неделя; при отпуске в 48 раб. дней $M = 10,4$ месяца, 6-дневная неделя.

Месячный должностной оклад работника:

$$Z_m = Z_b \cdot (k_{пр} + k_d) \cdot k_p,$$

где Z_b – базовый оклад, руб.;

$k_{пр}$ – премиальный коэффициент, определяется Положением об оплате труда;

k_d – коэффициент доплат и надбавок составляет примерно 0,2 – 0,5 (в НИИ и на промышленных предприятиях – за расширение сфер обслуживания, за профессиональное мастерство, за вредные условия: определяется Положением об оплате труда);

k_p – районный коэффициент, равный 1,3 (для г. Томска).

Результат расчетов заработных плат представлен в таблице 66.

Таблица 66. Расчёт основной заработной платы

Исполнители	Z_b , руб	k_p	Z_m , руб	$Z_{дн}$, руб	T_p , дни	$Z_{осн}$, руб
Научный руководитель	36 174,00	1,3	47 026,20	1 948,50	11	21 433,50
Инженер	12 800,00	1,3	16 640,00	689,47	91	62 741,77
Итого:						84 175,27

Таким образом, мы рассчитали основную заработную плату исполнителей данного научно-технического исследования. Общая сумма заработной платы участников проекта составляет 84 175,27 рублей.

Отчисления во внебюджетные фонды

Отчисления во внебюджетные фонды являются обязательными по установленным законодательством Российской Федерации нормам органам государственного социального страхования (ФСС), пенсионного фонда (ПФ) и медицинского страхования (ФФОМС) от затрат на оплату труда работников.

Величина отчислений во внебюджетные фонды определяется исходя из следующей формулы:

$$C_{внеб} = k_{внеб} \cdot (Z_{осн} + Z_{доп}),$$

где $k_{внеб}$ – коэффициент отчислений на уплату во внебюджетные фонды (пенсионный фонд, фонд обязательного медицинского страхования и пр.).

Коэффициент отчислений на уплату во внебюджетные фонды равен 30,2 %.

Отчисления во внебюджетные фонды представлены в таблице 67.

Таблица 67. Отчисления во внебюджетные фонды

Исполнители	Основная ЗП, руб
Научный руководитель	21 433,50
Инженер	62 741,77
Коэффициент отчислений во внебюджетные фонды	0,302
Итого:	25 421,08

Таким образом, рассчитали отчисления во внебюджетные фонды, которые являются обязательными по установленным законодательством Российской Федерации нормам органам государственного социального страхования (ФСС), пенсионного фонда (ПФ) и медицинского страхования (ФФОМС) от затрат на оплату труда работников. Сумма отчислений во внебюджетные фонды составляет 25 421,08 рублей.

Формирование бюджета затрат НТИ

Рассчитанная величина затрат научно-исследовательской работы является основой для формирования бюджета затрат проекта, который при формировании договора с заказчиком защищается научной организацией в качестве нижнего предела затрат на разработку научно-технической продукции. Определение бюджета затрат на научно-исследовательский проект приведен в таблице 68.

Таблица 68. Расчет бюджета затрат НТИ

Наименование статьи	Сумма, руб.
1. Материальные затраты НТИ	3 050,00
2. Затраты по основной заработной плате исполнителей темы	84 175,27
3. Отчисления во внебюджетные фонды	25 421,08
4. Накладные расходы	1 452,16
5. Бюджет затрат НТИ	114 098,51

Таким образом, бюджет затрат научно-технического исследования равен 114 098,51 рублей.

4.4. Реестр рисков проекта

Во время проекта существует риск возникновения неопределённых событий, которые могут повлечь за собой нежелательные эффекты. Для таких событий составлен реестр рисков, содержащий в себе общую информацию о них (таблица 69) Вероятность наступления и влияние определённого риска оцениваются по пятибалльной шкале. Уровень риска может быть высокий, средний или низкий в зависимости от вероятности наступления и степени влияния риска.

Таблица 69. Реестр рисков

Риск	Потенциальное воздействие	Вероятность наступления	Влияние	Уровень	Способы смягчения	Условия наступления
Управление проектом	Некорректный сбор информации	3	5	Высокий	Разделение обязанностей	Несо согласованность действия
Технический	Некорректные результаты	3	5	Высокий	Чёткое планирование	Несо согласованность действий
Внешний	Несоответствие плану	2	2	Низкий	Резервное время	Отсутствие данных

Таким образом, по результатам данного подраздела можно сделать вывод, что риск возникновения неопределённых событий, которые могут повлечь за собой нежелательные эффекты, существует, но вероятность наступления его маловероятна.

Выводы по главе «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

1. Определены потенциальные потребители результатов исследования – результаты данной работы будут наиболее привлекательны преимущественно для мелких компаний, частных инвесторов и акционеров.

2. Выявлены сильные и слабые стороны научно-исследовательского проекта, а также его возможности и вероятные угрозы при помощи SWOT-анализа:

- Высокое качество получаемых результатов вкупе с высоким спросом на

нейросетевые модели позволят быстро занять свою нишу на рынке.

- Рассматриваемые методы могут применяться для любых временных рядов, что позволяет расширить круг потенциальных клиентов.
- Малая распространённость на рынке подобных моделей позволит эффективнее бороться с конкурентами.
- Несмотря на то, что используемые алгоритмы имеют высокую прогностическую способность, любой прогноз не дает 100% гарантии на получение достоверных результатов, в связи с этим есть вероятность потери финансовых активов.

3. Определена степень готовности научного проекта к коммерциализации: согласно полученным результатам, можно сказать, что перспективность данной разработки выше среднего. Выбран метод коммерциализации результатов НИТ: торговля патентными лицензиями.

4. Определены заинтересованные стороны проекта: профессорско-преподавательский состав кафедры ВММФ отделения экспериментальной физики НИ ТПУ, частные инвесторы, акционеры, инвестиционные фонды. Ограничениями научно-технического исследования являются сроки выполнения. Сформулированы цели и ожидаемые результаты проекта.

5. В ходе планирования научно-исследовательских работ определены структура и перечень работ, выполняемых рабочей группой. В данном случае рабочая группа состоит из двух человек: руководитель и инженер. Согласно составленному плану работ длительность трудовой занятости сотрудников научно-исследовательского проекта составила 91 день. На основе временных показателей по каждой из произведенных работ был построен календарный план-график, построенный на основе диаграммы Ганта, по которому можно увидеть, что самые продолжительные по времени работы – это подбор и изучение материалов по теме (20 дней) и проведение расчетов (20 дней).

6. Бюджет научно-технического исследования составил 114 098,51 руб. Он состоит из материальных затрат (3 050 руб.), затрат на оплаты труда

(84 175,27 руб.), отчислений во внебюджетные фонды 25 421,08 руб.) и накладных расходов (1 452,16 руб.).

7. Определен риск возникновения неопределённых событий при выполнении НТИ: риск возникновения неопределённых событий, которые могут повлечь за собой нежелательные эффекты, существует, но вероятность наступления его маловероятна.

Заключение

В результате магистерской диссертации решена актуальная научно-практическая задача классификации финансовых временных рядов.

Достигнуты следующие основные научные и практические результаты:

1. Проведен аналитический обзор по литературным источникам.
2. Выбрали оптимальный объем для обучающей выборки: ОАО «ИркутскЭнерго» (IRGZ) – 1300 значений; ПАО «Газпром» (GAZP), Банк ВТБ (VTBR), TCS Group Holding PLC (TCSG), Yandex (YNDX), Группа «Детский мир» (DSKY), Ozon Holdings PLC (OZON) – 2500 значений; Fix Price Group (FIXP) – 1400 значений.
3. Выбрали архитектуру и параметры используемой нейронной сети: сеть прямого распространения – многослойный перцептрон; количество входных нейронов – 30; количество скрытых нейронов – от 2 до 30; количество выходных нейронов – 2 (для двухфакторной классификации) или 3 (для трехфакторной классификации); функции активации скрытых нейронов – логистическая и гиперболическая; функции активации выходных нейронов – логистическая, гиперболическая, софтмакс.
4. Построили двухзначную классификацию «Рост/Спад», используя нейронные сети различной структуры. На основании нашего исследования мы можем сделать вывод, что полученные результаты можно признать положительными, а построенные сети использовать для прогнозирования направления движения цены, т.к. процент правильной классификации составляет больше 60% для всех построенных сетей
5. Построили трехзначную классификацию «Рост/Спад/Нейтрально», используя нейронные сети различной структуры. На основании нашего исследования мы можем сделать вывод, что для задачи трехзначной классификации «Рост/Спад/Нейтрально» сети с рассмотренной архитектурой оказались малоприспособленными.

Список публикаций студента

1. Курникова А. О. Факторный и регрессионный анализ социально-экономических показателей, оказывающих влияние на ожидаемую продолжительность жизни / А. О. Курникова, М. Л. Шинкеев // Физико-технические проблемы в науке, промышленности и медицине (ФТПНПМ-2019) : сборник научных трудов Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, г. Томск, 30 сентября - 04 октября 2019 г. — Томск : Изд-во ТПУ, 2019. — [С. 91]. – Свободный доступ из сети Интернет. Режим доступа: http://earchive.tpu.ru/bitstream/11683/56760/1/conference_tpu-2019-C49_p91.pdf

Список используемой литературы

1. Эконометрика: учебник / И.И. Елисеева [и др]; под. ред. И.И. Елисеевой. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Финансы и статистика, 2005. – 576 с.
2. Чучуева, И.А. Модель прогнозирования временных рядов по выборке максимального правдоподобия: дис. канд. техн. наук: 05.13.18 / И.А. Чучуева– М.: Айрис-пресс. – 2012. – 155 с.
3. Заенцев, И.В. Нейронные сети. Основные модели: учебное пособие / И.В. Заенцев. – Воронеж: ВГУ, 1999. – 76 с.
4. Журавлева, Л. В. Исследования особенностей развития нейронных сетей в современном мире / Журавлева, Л. В., Стригулин К. А. // Технические науки: проблемы и перспективы: материалы IV Междунар. науч. конф. (г. СанктПетербург, июль 2016 г.). — СПб.: Свое издательство, 2016. — С. 9-11.
5. Hagan, M.T. Neural Network Design / M.T. Hagan. – 2nd ed. – MA: PWS, 1996. – 523 p.
6. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / Под редакцией В.П. Боровикова. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 392 с., ил.
7. ГОСТ 12.1.013-78 «Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Строительство. Электробезопасность. Общие требования»
8. ГОСТ 12.2.032-78 «Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Рабочее место при выполнении работ сидя. Общие эргономические требования»
9. СанПиН 1.2.3685-21 «Гигиенические нормативы и требования к обеспечению безопасности и (или) безвредности для человека факторов среды обитания»
10. СанПиН 2.2.4.548-96 «Гигиенические требования к микроклимату производственных помещений»

11. СанПиН 2.2.1/2.1.1.1278-03 «Гигиенические требования к естественному, искусственному и совмещенному освещению жилых и общественных зданий»
12. СанПиН 2.2.4/2.1.8.10-32-2002 «Шум на рабочих местах, в помещениях жилых, общественных зданий и на территории жилой застройки»
13. СанПиН 2.2.4.1191-03 «Электромагнитные поля в производственных условиях»
14. СНиП 23-05-95 «Естественное и искусственное освещение»
15. СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03 «Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работ»
16. ГОСТ 12.1.004-76 «Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Пожарная безопасность»
17. ГОСТ 12.1.010-76 «Система стандартов безопасности труда (ССБТ). Взрывобезопасность»
18. СНиП 21–01–97 «Пожарная безопасность зданий и сооружений»
19. ГОСТ Р 53692–2009 «Ресурсосбережение. Обращения с отходами. Этапы технологического цикла отходов»
20. ГОСТ 30772-2001 «Ресурсосбережение. Обращение с отходами»
21. ГОСТ Р 55090-2012 «Ресурсосбережение. Обращение с отходами. Рекомендации по утилизации отходов бумаги»
22. Трудовой кодекс Российской Федерации от 30.12.2001 N 197-ФЗ (ред. от 09.03.2021)
23. Е.Н. Пашков, И.Л. Мезенцева. Методические указания по разработке раздела «Социальная ответственность» выпускной квалификационной работы магистра и специалиста всех направлений (специальностей) и форм обучения ТПУ – Томск: Изд-во ТПУ, 2019. – 24 с.
24. ГОСТ 12.0.003-2015 ССБТ «Опасные и вредные производственные факторы. Классификация»

Приложение 1.

Значения нейросетевых моделей для двухфакторной классификации акции IRGZ

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-19- 2	MLP 30-4-2	MLP 30-21- 2	MLP 30-1-2	MLP 30-10- 2	MLP 30-27- 2	MLP 30-25- 2	MLP 30-12- 2	MLP 30-14- 2	MLP 30-24- 2
42	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
84	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост
126	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
168	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
210	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
252	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
294	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
336	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
378	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад
420	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
462	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
504	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
546	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад
588	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
630	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
672	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад
714	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
756	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
798	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
840	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
882	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост

924	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
966	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад
1008	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1050	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад
1092	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1134	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад
1176	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1218	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад
1260	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад
Количество правильных классификаций		24	23	23	22	19	19	20	13	19	21
Процент правильных классификаций, %		80,00	76,67	76,67	73,33	63,33	63,33	66,67	43,33	63,33	70,00

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-22-2	MLP 30-8-2	MLP 30-6-2	MLP 30-21- 2	MLP 30-5-2	MLP 30-9-2	MLP 30-23- 2	MLP 30-3-2	MLP 30-13- 2	MLP 30-30- 2
42	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
84	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
126	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад
168	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
210	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
252	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
294	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
336	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
378	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
420	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
462	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост
504	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
546	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
588	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
630	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
672	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад
714	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
756	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
798	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
840	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
882	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад
924	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
966	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1008	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост

1050	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1092	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад
1134	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост
1176	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1218	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1260	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад
Количество правильных классификаций		19	17	20	21	21	21	22	22	21	22
Процент правильных классификаций, %		63,33	56,67	66,67	70,00	70,00	70,00	73,33	73,33	70,00	73,33

Приложение 2.

Значения нейросетевых моделей для трехфакторной классификации акции IRGZ

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-19-2	MLP 30-4-2	MLP 30-21- 2	MLP 30-1-2	MLP 30-10- 2	MLP 30-27- 2	MLP 30-25- 2	MLP 30-12- 2	MLP 30-14- 2	MLP 30-24- 2
42	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
84	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
126	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
168	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
210	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
252	Нейтр.	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
294	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
336	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
378	Нейтр.	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
420	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
462	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
504	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
546	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
588	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
630	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
672	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
714	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
756	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
798	Нейтр.	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
840	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
882	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад

924	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад
966	Нейтр.	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
1008	Нейтр.	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
1050	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1092	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1134	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
1176	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
1218	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
1260	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
Количество правильных классификаций		15	12	12	11	12	11	8	13	8	12
Процент правильных классификаций, %		50,00	40,00	40,00	36,67	40,00	36,67	26,67	43,33	26,67	40,00

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-22-3	MLP 30-8-3	MLP 30-6-3	MLP 30-21-3	MLP 30-5-3	MLP 30-9-3	MLP 30-23- 3	MLP 30-3-3	MLP 30-13- 3	MLP 30-30- 3
42	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост
84	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост
126	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
168	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост
210	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
252	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост
294	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
336	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост
378	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост
420	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост
462	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост
504	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост
546	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост
588	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост
630	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост
672	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост
714	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Спад	Рост	Рост	Спад
756	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Рост	Рост
798	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Рост	Спад
840	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
882	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост
924	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост
966	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост
1008	Нейтр.	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост

1050	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Рост	Рост
1092	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост
1134	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
1176	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост
1218	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1260	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост
Количество правильных классификаций		13	12	12	11	12	12	14	12	12	13
Процент правильных классификаций, %		43,33	40,00	40,00	36,67	40,00	40,00	46,67	40,00	40,00	43,33

Приложение 3.

Значения нейросетевых моделей для двухфакторной классификации акции GAZP

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-11-2	MLP 30-7-2	MLP 30-17-2	MLP 30-6-2	MLP 30-13-2	MLP 30-19-2	MLP 30-16-2	MLP 30-12-2	MLP 30-14-2	MLP 30-2-2
82	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад
164	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
328	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
410	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост
492	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
574	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
656	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
738	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост
820	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
902	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост
1066	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост
1230	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1312	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1394	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1476	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад
1558	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1640	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад
1722	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост

1804	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1886	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1968	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2050	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2132	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2214	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2296	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост							
2378	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад
2460	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад
Количество правильных классификаций		19	15	15	17	18	18	15	17	14	14	
Процент правильных классификаций, %		63,33	50,00	50,00	56,67	60,00	60,00	50,00	56,67	46,67	46,67	

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-4-2	MLP 30-20- 2	MLP 30-13- 2	MLP 30-8-2	MLP 30-12- 2	MLP 30-10- 2	MLP 30-5-2	MLP 30-19- 2	MLP 30-10- 2	MLP 30-16- 2
82	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
410	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад
492	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
574	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
656	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад
738	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
902	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1066	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост
1230	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1312	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1394	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1476	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад
1558	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
1640	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
1722	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад
1804	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1886	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1968	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад

2050	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2132	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
2214	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2296	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост
2378	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2460	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
Количество правильных классификаций		12	15	15	16	15	16	17	16	15	16	
Процент правильных классификаций, %		40,00	50,00	50,00	53,33	50,00	53,33	56,67	53,33	50,00	53,33	

Приложение 4.

Значения нейросетевых моделей для трехфакторной классификации акции GAZP

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-11-3	MLP 30-7-3	MLP 30-17- 3	MLP 30-6-3	MLP 30-13- 3	MLP 30-19- 3	MLP 30-16- 3	MLP 30-12- 3	MLP 30-14- 3	MLP 30-2-3
82	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
328	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
410	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
492	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
574	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
656	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост
738	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
902	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
984	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1066	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад
1148	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1230	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад
1312	Нейтр.	Спад	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад
1394	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
1476	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад
1558	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1640	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1722	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад

1804	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1886	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1968	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2050	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад
2132	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Нейтр.						
2214	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2296	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2378	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2460	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
Количество правильных классификаций		11	12	14	17	11	13	13	10	14	8
Процент правильных классификаций, %		36,67	40,00	46,67	56,67	36,67	43,33	43,33	33,33	46,67	26,67

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-4-3	MLP 30-20- 3	MLP 30-13- 3	MLP 30-8-3	MLP 30-12- 3	MLP 30-10- 3	MLP 30-5-3	MLP 30-19- 3	MLP 30-10- 3	MLP 30-16- 3
82	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
410	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
492	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
574	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
656	Нейтр.	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
738	Нейтр.	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
902	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
984	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1066	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1230	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад
1312	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад
1394	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1476	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1558	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1640	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1722	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад
1804	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост
1886	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1968	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад

2050	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад
2132	Нейтр.	Спад	Спад	Спад							
2214	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад						
2296	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад						
2378	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2460	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
Количество правильных классификаций		11	10	9	10	14	13	13	13	13	12
Процент правильных классификаций, %		36,67	33,33	30,00	33,33	46,67	43,33	43,33	43,33	43,33	40,00

Приложение 5.

Значения нейросетевых моделей для двухфакторной классификации акции VTBR

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей										
		MLP 30-23-2	MLP 30-18-2	MLP 30-8-2	MLP 30-2-2	MLP 30-6-2	MLP 30-14-2	MLP 30-25-2	MLP 30-9-2	MLP 30-11-2	MLP 30-13-2	
82	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
164	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
246	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
328	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
410	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
492	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
574	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
656	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
738	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
820	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
902	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
984	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1066	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1148	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1230	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1312	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1394	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1476	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад
1558	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост
1640	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1722	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост

1804	Рост	Спад	Рост	Рост								
1886	Спад	Рост	Рост									
1968	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2050	Спад	Спад	Рост	Рост								
2132	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2214	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2296	Спад	Спад	Рост	Рост								
2378	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост
2460	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
Количество правильных классификаций		19	19	19	18	18	20	19	18	18	19	
Процент правильных классификаций, %		63,33	63,33	63,33	60,00	60,00	66,67	63,33	60,00	60,00	63,33	

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-4-2	MLP 30-20- 2	MLP 30-7-2	MLP 30-3-2	MLP 30-30- 2	MLP 30-24- 2	MLP 30-29- 2	MLP 30-19- 2	MLP 30-12- 2	MLP 30-15- 2
82	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
164	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
246	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
328	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
410	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
492	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
574	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
656	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
738	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
820	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
902	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
984	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
1066	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
1148	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
1230	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
1312	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
1394	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1476	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад
1558	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост
1640	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
1722	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1804	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1886	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1968	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост

2050	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост						
2132	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2214	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2296	Спад	Рост									
2378	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост
2460	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
Количество правильных классификаций		13	19	21	13	20	19	21	13	20	18
Процент правильных классификаций, %		43,33	63,33	70,00	43,33	66,67	63,33	70,00	43,33	66,67	60,00

Приложение 6.

Значения нейросетевых моделей для трехфакторной классификации акции VTBR

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-12-3	MLP 30-8-3	MLP 30-18- 3	MLP 30-7-3	MLP 30-14- 3	MLP 30-20- 3	MLP 30-17- 3	MLP 30-13- 3	MLP 30-15- 3	MLP 30-3-3
82	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
328	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
410	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
492	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
574	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
656	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
738	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
820	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
902	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1066	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1230	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1312	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
1394	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1476	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1558	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1640	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1722	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост

1804	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
1886	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1968	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
2050	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2132	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2214	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2296	Нейтр.	Рост									
2378	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2460	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
Количество правильных классификаций		16	16	16	16	18	15	15	19	15	13
Процент правильных классификаций, %		53,33	53,33	53,33	53,33	60,00	50,00	50,00	63,33	50,00	43,33

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-5-3	MLP 30-21- 3	MLP 30-14- 3	MLP 30-9-3	MLP 30-13- 3	MLP 30-11- 3	MLP 30-6-3	MLP 30-20- 3	MLP 30-11- 3	MLP 30-17- 3
82	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
328	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
410	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
492	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
574	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
656	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
738	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
902	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1066	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1230	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1312	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1394	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1476	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1558	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1640	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1722	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1804	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1886	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1968	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост

2050	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад
2132	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2214	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2296	Нейтр.	Рост									
2378	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост
2460	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
Количество правильных классификаций		15	15	18	16	15	16	16	18	18	17
Процент правильных классификаций, %		50,00	50,00	60,00	53,33	50,00	53,33	53,33	60,00	60,00	56,67

Приложение 7.

Значения нейросетевых моделей для двухфакторной классификации акции TCSG

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-15-2	MLP 30-3-2	MLP 30-24- 2	MLP 30-22-2	MLP 30-10- 2	MLP 30-3-2	MLP 30-16- 2	MLP 30-27- 2	MLP 30-6-2	MLP 30-2-2
82	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост
410	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
492	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
574	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
656	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад
738	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
902	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
1066	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1230	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1312	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1394	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост
1476	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост
1558	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост
1640	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1722	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост

1804	Рост	Спад	Рост	Рост								
1886	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад
1968	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2050	Рост	Спад	Рост	Рост								
2132	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад
2214	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2296	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад
2378	Спад	Спад	Рост	Рост								
2460	Рост	Спад	Рост	Рост								
Количество правильных классификаций		19	21	18	18	19	22	17	19	18	19	
Процент правильных классификаций, %		63,33	70,00	60,00	60,00	63,33	73,33	56,67	63,33	60,00	63,33	

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-4-2	MLP 30-9-2	MLP 30-13- 2	MLP 30-18-2	MLP 30-21- 2	MLP 30-30- 2	MLP 30-17- 2	MLP 30-29- 2	MLP 30-19- 2	MLP 30-8-2
82	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
164	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
410	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
492	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
574	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
656	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
738	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
902	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1066	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1230	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1312	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1394	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1476	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1558	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад
1640	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1722	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1804	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1886	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1968	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад

2050	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост
2132	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
2214	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2296	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2378	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2460	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
Количество правильных классификаций		19	20	21	18	21	20	18	19	18	19
Процент правильных классификаций, %		63,33	66,67	70,00	60,00	70,00	66,67	60,00	63,33	60,00	63,33

Приложение 8.

Значения нейросетевых моделей для трехфакторной классификации акции TCSG

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-8-3	MLP 30-4-3	MLP 30-14-3	MLP 30-4-3	MLP 30-10-3	MLP 30-16-3	MLP 30-13-3	MLP 30-9-3	MLP 30-11-3	MLP 30-29-3
82	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
410	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
492	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
574	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
656	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
738	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
902	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1066	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1230	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.
1312	Рост	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1394	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1476	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1558	Спад	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1640	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1722	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.

1804	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1886	Спад	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1968	Спад	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
2050	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2132	Рост	Спад	Нейтр.	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2214	Рост	Спад	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
2296	Спад	Спад	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
2378	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2460	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
Количество правильных классификаций		9	10	9	11	10	11	11	11	10	11
Процент правильных классификаций, %		30,00	33,33	30,00	36,67	33,33	36,67	36,67	36,67	33,33	36,67

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-2-3	MLP 30-17- 3	MLP 30-10- 3	MLP 30-5-3	MLP 30-29- 3	MLP 30-7-3	MLP 30-2-3	MLP 30-16- 3	MLP 30-28- 3	MLP 30-15- 3
82	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
410	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
492	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
574	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
656	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
738	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
902	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1066	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1230	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1312	Рост	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1394	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1476	Спад	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1558	Спад	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1640	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1722	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1804	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1886	Спад	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1968	Спад	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.

2050	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2132	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2214	Рост	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
2296	Спад	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
2378	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2460	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
Количество правильных классификаций		11	11	11	10	12	11	11	11	11	11
Процент правильных классификаций, %		36,67	36,67	36,67	33,33	40,00	36,67	36,67	36,67	36,67	36,67

Приложение 9.

Значения нейросетевых моделей для двухфакторной классификации акции YNDX

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-2-2	MLP 30-22- 2	MLP 30-3-2	MLP 30-23-2	MLP 30-11- 2	MLP 30-8-2	MLP 30-16- 2	MLP 30-10- 2	MLP 30-4-2	MLP 30-26- 2
82	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
164	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
246	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
328	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
410	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
492	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
574	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
656	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
738	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
820	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
902	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
984	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад
1066	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1148	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1230	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад
1312	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1394	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1476	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1558	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1640	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1722	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад

1804	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост
1886	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост
1968	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост
2050	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост
2132	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост
2214	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
2296	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
2378	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
2460	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост
Количество правильных классификаций		11	18	19	19	20	15	19	18	19	20
Процент правильных классификаций, %		36,67	60,00	63,33	63,33	66,67	50,00	63,33	60,00	63,33	66,67

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-19-2	MLP 30-13- 2	MLP 30-6-2	MLP 30-12-2	MLP 30-7-2	MLP 30-29- 2	MLP 30-21- 2	MLP 30-15- 2	MLP 30-20- 2	MLP 30-24- 2
82	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
164	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
246	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
328	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
410	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
492	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
574	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
656	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
738	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
820	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
902	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
984	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост
1066	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1148	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1230	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад
1312	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1394	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1476	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1558	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1640	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1722	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост
1804	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1886	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост
1968	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост

2050	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2132	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2214	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2296	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2378	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2460	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
Количество правильных классификаций		20	20	21	18	19	21	19	20	18	18
Процент правильных классификаций, %		66,67	66,67	70,00	60,00	63,33	70,00	63,33	66,67	60,00	60,00

Приложение 10.

Значения нейросетевых моделей для трехфакторной классификации акции YNDX

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей										
		MLP 30-14-3	MLP 30-12- 3	MLP 30-20- 3	MLP 30-10-3	MLP 30-15- 3	MLP 30-21- 3	MLP 30-17- 3	MLP 30-23- 3	MLP 30-30- 3	MLP 30-19- 3	
82	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
164	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
246	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост
410	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
492	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост
574	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
656	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
738	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад
902	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
984	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1066	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1230	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
1312	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад
1394	Нейтр.	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад
1476	Нейтр.	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад
1558	Нейтр.	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост
1640	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
1722	Нейтр.	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост

1804	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1886	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1968	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2050	Нейтр.	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2132	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2214	Спад	Нейтр.	Рост	Спад	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Рост	Нейтр.	Рост	Рост
2296	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2378	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
2460	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад
Количество правильных классификаций		13	13	13	9	11	7	8	14	14	11	
Процент правильных классификаций, %		43,33	43,33	43,33	30,00	36,67	23,33	26,67	46,67	46,67	36,67	

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей										
		MLP 30-28-3	MLP 30-27- 3	MLP 30-11- 3	MLP 30-25-3	MLP 30-9-3	MLP 30-18- 3	MLP 30-22- 3	MLP 30-2-3	MLP 30-5-3	MLP 30-16- 3	
82	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
164	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
246	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост
328	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост
410	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост
492	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
574	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
656	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
738	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад
902	Нейтр.	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
1066	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1230	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад
1312	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1394	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1476	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1558	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад
1640	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1722	Нейтр.	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад
1804	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1886	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1968	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост

2050	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2132	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.
2214	Спад	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Спад	Спад	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
2296	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2378	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост
2460	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад
Количество правильных классификаций		12	13	11	14	10	10	13	11	11	8	
Процент правильных классификаций, %		40,00	43,33	36,67	46,67	33,33	33,33	43,33	36,67	36,67	26,67	

Приложение 11.

Значения нейросетевых моделей для двухфакторной классификации акции DSKY

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-9-2	MLP 30-29- 2	MLP 30-3-2	MLP 30-13-2	MLP 30-19- 2	MLP 30-26- 2	MLP 30-18- 2	MLP 30-10- 2	MLP 30-24- 2	MLP 30-2- 25
82	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост
410	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
492	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
574	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
656	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост
738	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост
820	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
902	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1066	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1148	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1230	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1312	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1394	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1476	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1558	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1640	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1722	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад

1804	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1886	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1968	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2050	Спад	Рост	Рост									
2132	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
2214	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост
2296	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост
2378	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
2460	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад
Количество правильных классификаций		20	18	18	21	18	19	20	18	20	23	
Процент правильных классификаций, %		66,67	60,00	60,00	70,00	60,00	63,33	66,67	60,00	66,67	76,67	

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-5-2	MLP 30-6-2	MLP 30-20- 2	MLP 30-12- 23	MLP 30-4-2	MLP 30-27- 2	MLP 30-12- 2	MLP 30-8-2	MLP 30-30- 2	MLP 30-11- 2
82	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
246	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад
410	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
492	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
574	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
656	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
738	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад
820	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
902	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1066	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1148	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1230	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад
1312	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1394	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1476	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1558	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1640	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1722	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1804	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1886	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост
1968	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост

2050	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
2132	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост
2214	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2296	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост
2378	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост
2460	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад
Количество правильных классификаций		21	15	21	19	20	23	19	20	16	20
Процент правильных классификаций, %		70,00	50,00	70,00	63,33	66,67	76,67	63,33	66,67	53,33	66,67

Приложение 12.

Значения нейросетевых моделей для трехфакторной классификации акции DSKY

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-26-3	MLP 30-23- 3	MLP 30-30- 3	MLP 30-11-3	MLP 30-21- 3	MLP 30-4-3	MLP 30-26- 3	MLP 30-6-3	MLP 30-5-3	MLP 30-18- 3
82	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Рост	Спад	Рост	Нейтр.	Нейтр.
410	Рост	Рост	Нейтр.	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад
492	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Нейтр.	Нейтр.
574	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
656	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Рост	Спад	Рост	Нейтр.	Рост
738	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Рост	Спад	Рост	Нейтр.	Рост
820	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Рост	Спад	Рост	Нейтр.	Нейтр.
902	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост
984	Спад	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад
1066	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост
1148	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Рост	Спад	Рост	Нейтр.	Нейтр.
1230	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1312	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост
1394	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост
1476	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад
1558	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад
1640	Рост	Спад	Нейтр.	Спад	Спад	Нейтр.	Рост	Спад	Рост	Нейтр.	Нейтр.
1722	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад

1804	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад
1886	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад
1968	Рост	Спад	Рост								
2050	Нейтр.	Рост									
2132	Спад	Рост									
2214	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад
2296	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
2378	Нейтр.	Рост									
2460	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост
Количество правильных классификаций		11	13	11	12	13	12	11	12	14	9
Процент правильных классификаций, %		36,67	43,33	36,67	40,00	43,33	40,00	36,67	40,00	46,67	30,00

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-9-3	MLP 30-13- 3	MLP 30-28- 3	MLP 30-16-3	MLP 30-20- 3	MLP 30-22- 3	MLP 30-25- 3	MLP 30-7-3	MLP 30-2-3	MLP 30-29- 3
82	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Нейтр.	Рост	Спад	Нейтр.	Рост	Рост	Спад	Нейтр.	Рост	Спад	Нейтр.
410	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
492	Рост	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
574	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
656	Нейтр.	Рост	Спад	Нейтр.	Рост	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Рост	Нейтр.
738	Нейтр.	Рост	Спад	Нейтр.	Рост	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Спад	Нейтр.
820	Рост	Нейтр.	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Нейтр.
902	Нейтр.	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
1066	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад
1230	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
1312	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост
1394	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост
1476	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост
1558	Спад	Рост	Спад	Спад	Нейтр.	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1640	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад
1722	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1804	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1886	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1968	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост

2050	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2132	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2214	Спад	Спад	Спад	Спад	Нейтр.	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2296	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
2378	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2460	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост
Количество правильных классификаций		8	9	12	7	12	16	17	13	10	13	
Процент правильных классификаций, %		26,67	30,00	40,00	23,33	40,00	53,33	56,67	43,33	33,33	43,33	

Приложение 13.

Значения нейросетевых моделей для двухфакторной классификации акции FIXP

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-29-2	MLP 30-22- 2	MLP 30-23- 2	MLP 30-26-2	MLP 30-10- 2	MLP 30-20- 2	MLP 30-18- 2	MLP 30-2-2	MLP 30-25- 2	MLP 30-27- 2
45	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
90	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
135	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
180	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
225	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
270	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
315	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
360	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
405	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
450	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
495	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
540	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
585	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
630	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
675	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
720	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
765	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
810	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
855	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
900	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
945	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад

990	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1035	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1080	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1125	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1170	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1215	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1260	Рост	Спад									
1305	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1350	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
Количество правильных классификаций		15	17	17	18	16	17	17	18	17	17
Процент правильных классификаций, %		50,00	56,67	56,67	60,00	53,33	56,67	56,67	60,00	56,67	56,67

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-28-2	MLP 30-15- 2	MLP 30-16- 2	MLP 30-6-2	MLP 30-19- 2	MLP 30-3-2	MLP 30-2-2	MLP 30-14- 2	MLP 30-9-2	MLP 30-30- 2
45	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад
90	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
135	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
180	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
225	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
270	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
315	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
360	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
405	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
450	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
495	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад
540	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад
585	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
630	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад
675	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
720	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад
765	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
810	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
855	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
900	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
945	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад
990	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
1035	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1080	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад

1125	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1170	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1215	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад
1260	Рост	Спад	Спад									
1305	Рост	Спад	Спад									
1350	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад							
Количество правильных классификаций		17	15	17	18	18	17	17	16	18	17	
Процент правильных классификаций, %		56,67	50,00	56,67	60,00	60,00	56,67	56,67	53,33	60,00	56,67	

Приложение 14.

Значения нейросетевых моделей для трехфакторной классификации акции FIXP

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей										
		MLP 30-28-3	MLP 30-5-3	MLP 30-19- 3	MLP 30-24-3	MLP 30-11- 3	MLP 30-30- 3	MLP 30-29- 3	MLP 30-16- 3	MLP 30-10- 3	MLP 30-25- 3	
45	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.
90	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост
135	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
180	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
225	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
270	Спад	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост
315	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост
360	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
405	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
450	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
495	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
540	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
585	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
630	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
675	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
720	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
765	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост
810	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
855	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
900	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
945	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост

990	Спад	Рост									
1035	Нейтр.	Рост									
1080	Нейтр.	Рост									
1125	Спад	Рост									
1170	Спад	Рост									
1215	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Рост	Рост
1260	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Рост	Нейтр.
1305	Нейтр.										
1350	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Нейтр.
Количество правильных классификаций		10	10	9	9	9	9	9	10	8	9
Процент правильных классификаций, %		33,33	33,33	30,00	30,00	30,00	30,00	30,00	33,33	26,67	30,00

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-18-3	MLP 30-2-3	MLP 30-11- 3	MLP 30-9-3	MLP 30-20- 3	MLP 30-2-3	MLP 30-22- 3	MLP 30-21- 3	MLP 30-23- 3	MLP 30-12- 3
45	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
90	Нейтр.	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост
135	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
180	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
225	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
270	Спад	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
315	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
360	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
405	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
450	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
495	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
540	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
585	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
630	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
675	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
720	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
765	Спад	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.
810	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
855	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
900	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост
945	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
990	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1035	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1080	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост

1125	Спад	Рост										
1170	Спад	Рост										
1215	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1260	Рост	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
1305	Нейтр.											
1350	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Нейтр.	Нейтр.	Нейтр.
Количество правильных классификаций		10	10	10	8	10	10	8	9	9	10	
Процент правильных классификаций, %		33,33	33,33	33,33	26,67	33,33	33,33	26,67	30,00	30,00	33,33	

Приложение 15.

Значения нейросетевых моделей для двухфакторной классификации акции OZON

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-2-2	MLP 30-29- 2	MLP 30-28- 2	MLP 30-10-2	MLP 30-11- 2	MLP 30-15- 2	MLP 30-16- 2	MLP 30-9-2	MLP 30-21- 2	MLP 30-12- 25
82	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
164	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
246	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
328	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
410	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
492	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
574	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
656	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
738	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
902	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
984	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1066	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1148	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1230	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
1312	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад
1394	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад
1476	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад
1558	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1640	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1722	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад

1804	Рост	Спад										
1886	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1968	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2050	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2132	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2214	Рост	Спад										
2296	Рост	Спад	Рост	Спад								
2378	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2460	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
Количество правильных классификаций		16	21	19	17	17	16	17	17	17	17	20
Процент правильных классификаций, %		53,33	70,00	63,33	56,67	56,67	53,33	56,67	56,67	56,67	56,67	66,67

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-26-2	MLP 30-3-2	MLP 30-6-2	MLP 30-19- 23	MLP 30-22- 2	MLP 30-13- 2	MLP 30-17- 2	MLP 30-24- 2	MLP 30-25- 2	MLP 30-23- 2
82	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
164	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
246	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
410	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
492	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
574	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
656	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
738	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
902	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
984	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1066	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1148	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1230	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1312	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад
1394	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад
1476	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1558	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1640	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1722	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1804	Рост	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1886	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1968	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад

2050	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2132	Рост	Спад										
2214	Рост	Спад										
2296	Рост	Спад										
2378	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2460	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
Количество правильных классификаций		17	17	17	16	17	17	17	17	17	17	17
Процент правильных классификаций, %		56,67	56,67	56,67	53,33	56,67	56,67	56,67	56,67	56,67	56,67	56,67

Приложение 16.

Значения нейросетевых моделей для трехфакторной классификации акции OZON

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-3-3	MLP 30-29- 3	MLP 30-28- 3	MLP 30-21-3	MLP 30-18- 3	MLP 30-11- 3	MLP 30-30- 3	MLP 30-24- 3	MLP 30-23- 3	MLP 30-6-3
82	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
328	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
410	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
492	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
574	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
656	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
738	Нейтр.	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
902	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1066	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1230	Нейтр.	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
1312	Нейтр.	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
1394	Нейтр.	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
1476	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост
1558	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост
1640	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад
1722	Нейтр.	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад

1804	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост
1886	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад
1968	Нейтр.	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост
2050	Нейтр.	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост
2132	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
2214	Рост	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
2296	Нейтр.	Спад	Рост	Рост	Нейтр.	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
2378	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад	Рост	Спад	Спад
2460	Спад	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Спад	Рост	Рост
Количество правильных классификаций		9	9	8	9	10	11	8	11	9	9
Процент правильных классификаций, %		30,00	30,00	26,67	30,00	33,33	36,67	26,67	36,67	30,00	30,00

Номер предсказанного значения	Реальное значение	Наименование моделей									
		MLP 30-12- 3	MLP 30-25- 3	MLP 30-15- 3	MLP 30- 5-3	MLP 30-6-3	MLP 30-19- 3	MLP 30-2-3	MLP 30-27- 3	MLP 30-10- 3	MLP 30-20- 3
82	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
164	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
246	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
328	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
410	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
492	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
574	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
656	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
738	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
820	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
902	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
984	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1066	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1148	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1230	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1312	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1394	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1476	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1558	Нейтр.	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост
1640	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Спад
1722	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
1804	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Спад
1886	Нейтр.	Спад	Спад	Спад	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Спад
1968	Нейтр.	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост	Рост

2050	Нейтр.	Рост	Рост									
2132	Рост	Спад	Спад	Спад	Рост	Спад						
2214	Рост	Спад	Спад									
2296	Нейтр.	Спад	Спад									
2378	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад	Спад
2460	Спад	Рост	Рост	Спад	Рост	Рост						
Количество правильных классификаций		7	7	9	9	9	8	7	8	9	7	
Процент правильных классификаций, %		23,33	23,33	30,00	30,00	30,00	26,67	23,33	26,67	30,00	23,33	

Приложение 17.

Раздел ВКР, выполненный на иностранном языке

Practical part

Студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
0BM91	Курникова А.О.		

Руководитель ВКР:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОЭФ	Шинкеев М.Л.	к. ф.-м. н., доцент		

Консультант-лингвист отделения иностранных языков ШБИП:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОИЯ	Сидоренко Т.В.	к. п. н., доцент		

Practical part

Let's conduct a study on some value $x(t)$, which changes over time. The quantity $x(t)$ measures this quantity at times $\{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ (it is usually assumed that the times go through equal periods) and obtains a sequence of values of the quantity $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$. It is this sequence of measurements that is called the time series. The task of classifying time series is to find the most accurate mapping $f : X \rightarrow \{1, 2, \dots, N\}$, which takes a time series as input and assigns one of N classes to it. The process of finding this mapping is called learning. Training is carried out using a training sample - the set $[(X_1, y_1), (X_2, y_2), \dots, (X_m, y_m)]$, for the objects of which the answer of the required function is known.

The result of training is a function that maximizes the quality of classification on a deferred sample. As a measure of quality, accuracy is usually considered - the percentage of correctly classified objects.

In the STATISTICA Neural Networks package, work with the so-called nominal variables, i.e. with variables that can take a finite number of values, represented as strings of text. In our case, such variables took the values "Growth", "Decline" and "Neutral".

1. Classification for IRGZ stock

A time series chart for the IRGZ stock is built (shown in Figure 1).

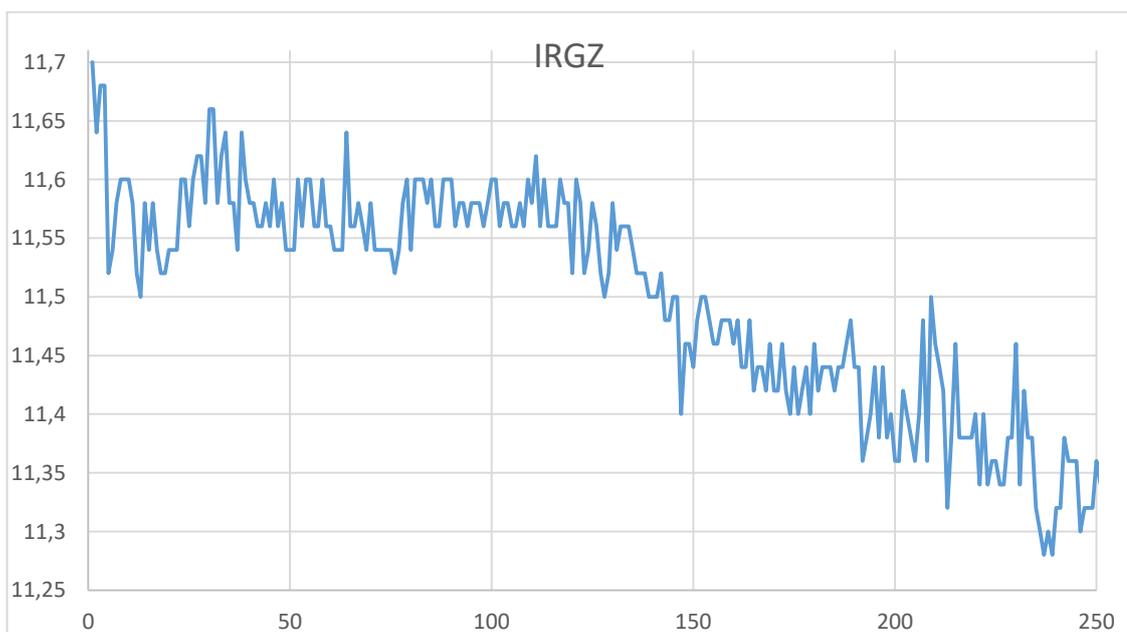


Figure 1. IRGZ time series.

The two-factor classification for IRGZ shares is considered in more detail. To train the network, two variables were used – continuous and categorical. The closing price of the IRGZ stock was used as a continuous variable. As a categorical variable – the "Growth" value, if the price has grown in comparison with the previous value, in the opposite case – the "Decline" variable. An example of the input data after preparation is presented in table 1:

Table 1. Fragment of the input data table for two-factor classification of IRGZ stock

IRGZ	Growth / Decline
11,74	Decline
11,7	Growth
11,76	Growth
11,78	Decline
11,7	Growth
11,74	Decline
11,74	Growth
11,78	Decline
11,78	Decline
11,74	Decline

The goal of the work is to get 20 trained neural network models that will predict the direction of price fluctuations at a sufficient level. Out of the available 1300 pairs of input parameters, 500 neural network models were built and the best 20 were selected. The results of neural network models are shown in Table 2.

Table 2. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron asset function	Output neuron asset function
1	MLP 30-19-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 1	SOS	Tanh	Logistic
2	MLP 30-4-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 0	SOS	Tanh	Tanh
3	MLP 30-21-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
4	MLP 30-11-2	64,53901	59,21788	62,92135	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax

5	MLP 30-10-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
6	MLP 30-27-2	64,30260	61,45251	62,92135	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
7	MLP 30-25-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 1	Entropy	Logistic	Softmax
8	MLP 30- 12-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 0	SOS	Logistic	Tanh
9	MLP 30-14-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
10	MLP 30-24-2	63,94799	58,10056	62,92135	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
11	MLP 30-22-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 1	Entropy	Logistic	Softmax
12	MLP 30-8-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 1	SOS	Tanh	Exponential
13	MLP 30-6-2	64,53901	60,33520	63,48315	BFGS 0	SOS	Logistic	Logistic
14	MLP 30-21-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
15	MLP 30-5-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
16	MLP 30-9-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
17	MLP 30-23-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 1	SOS	Logistic	Exponential
18	MLP 30-3-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 1	Entropy	Logistic	Softmax
19	MLP 30-13-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 0	SOS	Logistic	Identity
20	MLP 30-19-2	64,18440	61,45251	62,92135	BFGS 1	SOS	Logistic	Tanh

The models described in Table 2 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. Let's carry out the classification in the mathematical package STATISTICA on the training set (the results of the best models are presented in Table 3).

Table 3. Results of two-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth / Decline - 0	Growth / Decline - 1	Growth \ Decline - All
MLP 30-11-2	Total	303,0000	543,0000	846,0000
	Correct	14,0000	532,0000	546,0000
	Incorrect	289,0000	11,0000	300,0000
	Correct (%)	4,6205	97,9742	64,5390
	Incorrect (%)	95,3795	2,0258	35,4610
MLP 30-6-2	Total	303,0000	543,0000	846,0000
	Correct	0,0000	543,0000	543,0000
	Incorrect	303,0000	0,0000	303,0000
	Correct (%)	0,0000	100,0000	64,1844
	Incorrect (%)	100,0000	0,0000	35,8156
MLP 30-25-2	Total	303,0000	543,0000	846,0000
	Correct	0,0000	543,0000	543,0000
	Incorrect	303,0000	0,0000	303,0000
	Correct (%)	0,0000	100,0000	64,1844
	Incorrect (%)	100,0000	0,0000	35,8156
MLP 30-12-2	Total	303,0000	543,0000	846,0000
	Correct	0,0000	543,0000	543,0000
	Incorrect	303,0000	0,0000	303,0000
	Correct (%)	0,0000	100,0000	64,1844
	Incorrect (%)	100,0000	0,0000	35,8156
MLP 30-3-2	Total	303,0000	543,0000	846,0000
	Correct	0,0000	543,0000	543,0000
	Incorrect	303,0000	0,0000	303,0000
	Correct (%)	0,0000	100,0000	64,1844
	Incorrect (%)	100,0000	0,0000	35,8156
MLP 30-19-2	Total	303,0000	543,0000	846,0000
	Correct	0,0000	543,0000	543,0000
	Incorrect	303,0000	0,0000	303,0000
	Correct (%)	0,0000	100,0000	64,1844
	Incorrect (%)	100,0000	0,0000	35,8156

After examining the obtained data, let's say that the best model is MLP 30-11-2, the percentage of correct classifications is 64.54%.

The result of the two-factor classification "Growth / Decline" for the test sample for IRGZ shares is presented in Supplement1 (for convenience, the incorrect

classification values were highlighted in red). After examining the results obtained, we select one model MLP 30-19-2, which shows the highest percentage of correct classifications equal to 80.00%. The worst result is 43.33% of correct classifications for the MLP 30-12-2 model. You can also notice the repeated value of the correct classifications: 76.67% (MLP 30-4-2, MLP 30-21-2), 73.33% (MLP 30-11-2, MLP 30-23-2, MLP 30- 3-2, MLP 30-30-2) and 70.00% (MLP 30-24-2, MLP 30-21-2, MLP 30-5-2, MLP 30-9-2, MLP 30-13- 2).

Using the constructed networks for the "Growth / Decline" classification of the stock price on the training and test samples, the data presented in Table 4 were obtained.

Table 4. Percentage of correct two-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 3)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 1)
MLP 30-19-2	64,18	80,00
MLP 30-4-2	64,18	76,67
MLP 30-21-2	64,18	76,67
MLP 30-11-2	64,54	73,33
MLP 30-10-2	64,18	63,33
MLP 30-27-2	64,30	63,33
MLP 30-25-2	64,18	66,67
MLP 30-12-2	64,18	43,33
MLP 30-14-2	64,18	63,33
MLP 30-24-2	63,95	70,00
MLP 30-22-2	64,18	63,33
MLP 30-8-2	64,18	56,67
MLP 30-6-2	64,54	66,67
MLP 30-21-2	64,18	70,00
MLP 30-5-2	64,18	70,00
MLP 30-9-2	64,18	70,00
MLP 30-23-2	64,18	73,33
MLP 30-3-2	64,18	73,33
MLP 30-13-2	64,18	70,00

After conducting a study of the constructed two-factor classifications, the conclusion was that the best model – MLP 30-19-2 showed 64.18% of correct

classifications on the training sample, on the test sample – 80.00%. In this case, the described method is different from tossing a coin.

Consider a three-factor classification for the IRGZ stock. For training, networks are used by two variables – continuous and categorical. The closing price of the IRGZ stock is used as a continuous variable. As a categorical variable – the value "Neutral" if the share price falls within the interval (-0.15%; 0.15%) of price fluctuations, the value "Growth" if the price has increased by more than 0.15 compared to the previous value %, the variable "Decline", when the price has decreased by more than 0.15% in comparison with the previous value. An example of input data after preparation is presented in table 5:

Table 5. Fragment of the input data table for the three-factor classification of the IRGZ stock

IRGZ	Growth / Decline / Neutral
11,74	Decline
11,7	Growth
11,76	Growth
11,78	Decline
11,7	Growth
11,74	Neutral
11,74	Growth
11,78	Neutral
11,78	Decline
11,74	Decline

Constructed 20 neural network models, which at a sufficient level will predict the direction of price fluctuations. The results of neural network models are shown in Table 6.

Table 6. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron asset function	Output neuron asset function
1	MLP 30-19-3	35,23490	40,30612	36,41618	BFGS 1	SOS	Tanh	Exponential

2	MLP 30-4-3	37,02461	35,20408	38,72832	BFGS 37	Entrop y	Tanh	Softmax
3	MLP 30-21-3	37,91946	34,18367	39,88439	BFGS 7	SOS	Tanh	Tanh
4	MLP 30-1-3	36,91275	35,71429	39,30636	BFGS 6	Entrop y	Tanh	Softmax
5	MLP 30-10-3	37,91946	34,69388	39,88439	BFGS 5	Entrop y	Tanh	Softmax
6	MLP 30-27-3	38,36689	32,14286	39,88439	BFGS 0	Entrop y	Tanh	Softmax
7	MLP 30-25-3	37,69575	32,65306	39,30636	BFGS 8	SOS	Tanh	Tanh
8	MLP 30-12-3	37,80761	33,16327	39,88439	BFGS 8	Entrop y	Logisti c	Softmax
9	MLP 30-14-3	37,80761	34,18367	39,30636	BFGS 7	Entrop y	Tanh	Softmax
10	MLP 30-24-3	37,58389	31,63265	39,88439	BFGS 0	Entrop y	Logisti c	Softmax
11	MLP 30-22-3	38,36689	32,14286	39,30636	BFGS 7	Entrop y	Tanh	Softmax
12	MLP 30-8-3	38,92617	33,16327	39,30636	BFGS 8	Entrop y	Tanh	Softmax
13	MLP 30-6-3	37,58389	32,14286	39,30636	BFGS 7	Entrop y	Tanh	Softmax
14	MLP 30-21-3	37,36018	35,71429	39,30636	BFGS 7	Entrop y	Tanh	Softmax
15	MLP 30-5-3	37,36018	34,69388	39,88439	BFGS 7	Entrop y	Tanh	Softmax
16	MLP 30-9-3	37,58389	34,69388	39,30636	BFGS 10	SOS	Tanh	Tanh
17	MLP 30-23-3	37,24832	34,18367	39,30636	BFGS 6	Entrop y	Tanh	Softmax
18	MLP 30-3-3	38,14318	35,20408	39,30636	BFGS 36	Entrop y	Logisti c	Softmax
19	MLP 30-13-3	38,25503	34,69388	39,88439	BFGS 6	Entrop y	Tanh	Softmax
20	MLP 30-29-3	37,58389	32,65306	40,46243	BFGS 8	Entrop y	Logisti c	Softmax

The models described in Table 6 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. The classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on the training set (the results of the best models are presented in table 7).

Table 7. Results of two-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth \ Decline \ Neutral-Neutral	Growth \ Decline \ Neutral-Growth	Growth \ Decline \ Neutral-Decline	Growth \ Decline \ Neutral-All
MLP 30-19-3	Total	238,0000	315,0000	341,0000	894,0000
	Correct	0,0000	315,0000	0,0000	315,0000
	Incorrect	238,0000	0,0000	341,0000	579,0000
	Correct (%)	0,0000	100,0000	0,0000	35,2349
	Incorrect (%)	100,0000	0,0000	100,0000	64,7651
MLP 30-22-3	Total	238,0000	315,0000	341,0000	894,0000
	Correct	0,0000	73,0000	270,0000	343,0000
	Incorrect	238,0000	242,0000	71,0000	551,0000
	Correct (%)	0,0000	23,1746	79,1789	38,3669
	Incorrect (%)	100,0000	76,8254	20,8211	61,6331
MLP 30-23-3	Total	238,0000	315,0000	341,0000	894,0000
	Correct	0,0000	82,0000	251,0000	333,0000
	Incorrect	238,0000	233,0000	90,0000	561,0000
	Correct (%)	0,0000	26,0317	73,6070	37,2483
	Incorrect (%)	100,0000	73,9683	26,3930	62,7517

After examining the obtained data, let's say that the best model is MLP 30-22-3, because this model has a maximum percentage of correct classifications – 38.37%. The result of the three-factor classification "Growth / Decline / Neutral" for IRGZ shares is presented in Supplement 2 (for convenience, incorrect classification values were highlighted in red). Of the available 1300 pairs of input parameters, 500 neural network models were built. The best model takes the maximum number of correct classifications. In our case, this model was MLP 30-19-3, which has 50.00% correct classifications. The minimum result that the model shows is 8 correct classifications, which corresponds to 26.67%, this value has the MLP 30-25-3 model.

Using the constructed networks for the classification "Growth / Decline / Neutral" of the share price on the training and test samples, the data obtained are presented in Table 8.

Table 8. Percentage of correct three-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 7)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 2)
MLP 30-19-3	35,23	50,00
MLP 30-4-3	37,02	40,00
MLP 30-21-3	37,92	40,00
MLP 30-1-3	36,91	36,67
MLP 30-10-3	37,92	40,00
MLP 30-27-3	38,37	36,67
MLP 30-25-3	37,70	26,67
MLP 30-12-3	37,81	43,33
MLP 30-14-3	37,81	26,67
MLP 30-24-3	37,58	40,00
MLP 30-22-3	38,37	43,33
MLP 30-8-3	38,93	40,00
MLP 30-6-3	37,58	40,00
MLP 30-21-3	37,36	36,67
MLP 30-5-3	37,36	40,00
MLP 30-9-3	37,58	40,00
MLP 30-23-3	37,25	46,67
MLP 30-3-3	38,14	40,00
MLP 30-13-3	38,26	40,00
MLP 30-29-3	37,58	43,33

Conclusion on the study of the constructed three-factor classifications. MLP 30-19-3 model, in which the maximum result on the test set (50.00%) has the lowest percentage of correct classifications on the training set – 35.23%. The optimal model is – MLP 30-22-3 on the test and training sample has values of 43.33% and 38.37%, respectively. But this result cannot be considered positive, since it is no different from tossing a coin.

2. Classification for GAZP stock

A time series chart for the GAZP stock is built (shown in Figure 2).

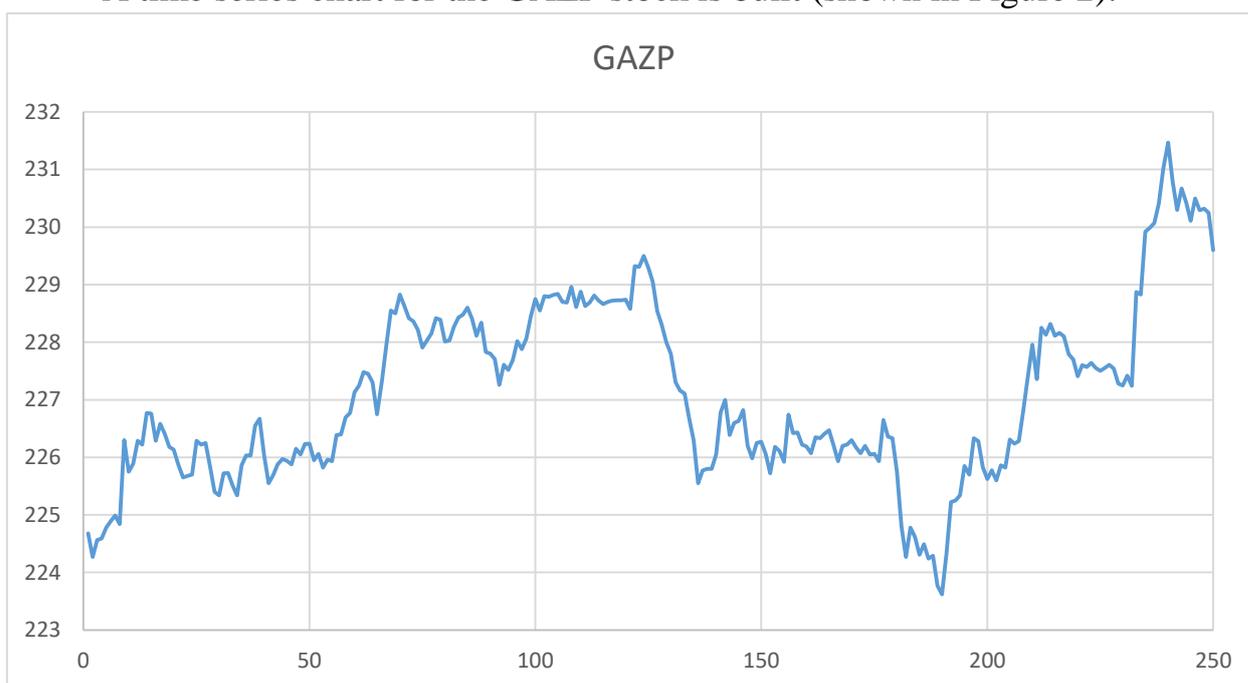


Figure 2. Time series of GAZP

The two-factor classification for the GAZP share is considered in more detail. For training, the network uses two variables – continuous and categorical. We used the closing prices of the GAZP stock as a continuous variable. As a categorical variable – the "Growth" value, if the price has grown in comparison with the previous value, in the opposite case – the "Decline" variable. Of the available 2500 pairs of input parameters, 500 neural network models were built and the 20 best ones were selected. The results of neural network models are shown in Table 9.

Table 9. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron asset function	Output neuron asset function
1	MLP 30-11-2	51,5543	54,2466	54,3956	BFGS 4	Entropy	Logistic	Softmax
2	MLP 30-7-2	52,4927	53,4247	53,2967	BFGS 6	SOS	Tanh	Tanh
3	MLP 30-17-2	52,0821	53,1507	53,2967	BFGS 4	Entropy	Tanh	Softmax
4	MLP 30-6-2	52,0235	54,2466	53,5714	BFGS 3	Entropy	Tanh	Softmax

5	MLP 30-13-2	51,7302	54,2466	53,5714	BFGS 4	Entropy	Tanh	Softmax
6	MLP 30-19-2	52,1408	50,6849	53,2967	BFGS 7	SOS	Logistic	Exponential
7	MLP 30-16-2	52,3754	52,8767	53,2967	BFGS 6	Entropy	Logistic	Softmax
8	MLP 30-12-2	52,61	52,8767	54,3956	BFGS 5	Entropy	Tanh	Softmax
9	MLP 30-14-2	52,0235	53,4247	54,6703	BFGS 11	Entropy	Logistic	Softmax
10	MLP 30-2-2	51,6716	53,4247	53,2967	BFGS 0	SOS	Logistic	Tanh
11	MLP 30-4-2	52,0235	53,9726	53,2967	BFGS 5	SOS	Tanh	Tanh
12	MLP 30-20-2	51,7889	54,2466	53,8462	BFGS 27	SOS	Logistic	Exponential
13	MLP 30-13-2	51,437	53,4247	54,1209	BFGS 4	Entropy	Tanh	Softmax
14	MLP 30-8-2	51,437	54,7945	54,1209	BFGS 12	Entropy	Logistic	Softmax
15	MLP 30-12-2	51,7302	53,9726	53,2967	BFGS 5	Entropy	Logistic	Softmax
16	MLP 30-10-2	51,7889	53,6986	54,6703	BFGS 28	Entropy	Logistic	Softmax
17	MLP 30-5-2	51,9648	53,6986	54,1209	BFGS 6	SOS	Logistic	Identity
18	MLP 30-19-2	51,8475	53,9726	54,1209	BFGS 7	SOS	Tanh	Identity
19	MLP 30-10-2	52,3754	52,6027	54,1209	BFGS 4	Entropy	Logistic	Softmax
20	MLP 30-26-2	52,2581	52,3288	53,5714	BFGS 5	Entropy	Logistic	Softmax

The models described in Table 9 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. Classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on a training set (the results of the best models are presented in Table 10).

Table 10. Results of two-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth / Decline - 0	Growth / Decline - 1	Growth \ Decline - All
MLP 30-7-2	Total	830,0000	875,0000	1705,000
	Correct	405,0000	490,0000	895,000
	Incorrect	425,0000	385,0000	810,000

	Correct (%)	48,7952	56,0000	52,493
	Incorrect (%)	51,2048	44,0000	47,507
MLP 30-12-2	Total	830,0000	875,0000	1705,000
	Correct	359,0000	538,0000	897,000
	Incorrect	471,0000	337,0000	808,000
	Correct (%)	43,2530	61,4857	52,610
	Incorrect (%)	56,7470	38,5143	47,390
MLP 30-10-2	Total	830,0000	875,0000	1705,000
	Correct	244,0000	649,0000	893,000
	Incorrect	586,0000	226,0000	812,000
	Correct (%)	29,3976	74,1714	52,375
	Incorrect (%)	70,6024	25,8286	47,625
MLP 30-11-2	Total	830,0000	875,0000	1705,000
	Correct	286,0000	593,0000	879,000
	Incorrect	544,0000	282,0000	826,000
	Correct (%)	34,4578	67,7714	51,554
	Incorrect (%)	65,5422	32,2286	48,446

The data obtained showed that the best model is MLP 30-4-2 with the percentage of correct classifications – 52.61%.

The result of the two-factor classification "Growth / Decline" for the test sample for GAZP shares is presented in Appendix 3 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). The MLP 30-11-2 model with the percentage of correct classification on the test sample equal to 63.33% turned out to be acceptable for our study. Models MLP 30-13-2, MLP 30-19-2 have a percentage of correct classifications of 60.00%, 56.67% are observed in models MLP 30-6-2, MLP 30-12-2, MLP 30-5-2. The minimum result is achieved only by the MLP 30-4-2 model, which has only 12 correct classifications (40.00%).

Using the constructed networks for the "Growth / Decline" classification of the share price on the training and test samples, the data obtained are presented in Table 11.

Table 11. Percentage of correct two-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 10)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 3)
MLP 30-11-2	51,55	63,33
MLP 30-7-2	52,49	50,00
MLP 30-17-2	52,08	50,00
MLP 30-6-2	52,02	56,67
MLP 30-13-2	51,73	60,00
MLP 30-19-2	52,14	60,00
MLP 30-16-2	52,38	50,00
MLP 30-12-2	52,61	56,67
MLP 30-14-2	52,02	46,67
MLP 30-2-2	51,67	46,67
MLP 30-4-2	52,02	40,00
MLP 30-20-2	51,79	50,00
MLP 30-13-2	51,44	50,00
MLP 30-8-2	51,44	53,33
MLP 30-12-2	51,73	50,00
MLP 30-10-2	51,79	53,33
MLP 30-5-2	51,96	56,67
MLP 30-19-2	51,85	53,33
MLP 30-10-2	52,38	50,00
MLP 30-16-2	52,26	53,33

The study of the constructed two-factor classifications showed that the best two-factor classification models are MLP 30-11-2 and MLP 30-12-2, since they have good enough results for the percentage of correct classifications for the training and test set. The result obtained can hardly be considered satisfactory.

Considered a three-factor classification for the GAZP share. Two variables are used to train the network – continuous and categorical. The closing price of the GAZP share is used as a continuous variable. As a categorical variable – the value "Neutral", if the share price falls within the interval (-0.03%; 0.03%) of price fluctuations, the value "Growth" if the price has increased by more than 0.03 in comparison with the previous value %, the variable "Decline", when the price has decreased by more than 0.03% in comparison with the previous value.

20 neural network models have been built, which at a sufficient level will predict the direction of price fluctuations. The results of neural network models are shown in Table 12.

Table 12. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron asset function	Output neuron asset function
1	MLP 30-11-3	40,35191	42,46575	37,63736	BFGS 3	Entropy	Tanh	Softmax
2	MLP 30-7-3	40,87977	42,73973	41,20879	BFGS 7	SOS	Logistic	Logistic
3	MLP 30-17-3	41,70088	42,73973	41,75824	BFGS 7	Entropy	Tanh	Softmax
4	MLP 30-6-3	40,93842	42,73973	41,75824	BFGS 10	SOS	Logistic	Exponential
5	MLP 30-13-3	40,99707	42,46575	41,20879	BFGS 7	Entropy	Logistic	Softmax
6	MLP 30-19-3	41,40762	42,73973	41,75824	BFGS 11	Entropy	Tanh	Softmax
7	MLP 30-16-3	40,70381	43,01370	41,48352	BFGS 7	Entropy	Logistic	Softmax
8	MLP 30-12-3	40,29326	43,28767	41,48352	BFGS 5	Entropy	Tanh	Softmax
9	MLP 30-14-3	40,82111	42,73973	42,03297	BFGS 11	SOS	Logistic	Identity
10	MLP 30-2-3	40,64516	43,28767	41,20879	BFGS 2	Entropy	Tanh	Softmax
11	MLP 30-4-3	40,23460	43,56164	41,20879	BFGS 6	Entropy	Logistic	Softmax
12	MLP 30-20-3	41,52493	43,01370	41,20879	BFGS 9	Entropy	Logistic	Softmax
13	MLP 30-13-3	41,34897	42,73973	41,20879	BFGS 6	Entropy	Tanh	Softmax
14	MLP 30-8-3	40,70381	42,73973	41,48352	BFGS 7	Entropy	Logistic	Softmax
15	MLP 30-12-3	40,23460	41,09589	42,85714	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
16	MLP 30-10-3	40,70381	43,56164	41,48352	BFGS 19	SOS	Logistic	Exponential
17	MLP 30-5-3	40,41056	41,64384	41,48352	BFGS 13	Entropy	Logistic	Softmax
18	MLP 30-19-3	40,70381	43,28767	41,20879	BFGS 10	SOS	Logistic	Logistic
19	MLP 30-10-3	40,82111	42,73973	42,30769	BFGS 9	SOS	Logistic	Tanh
20	MLP 30-16-3	40,70381	42,73973	41,75824	BFGS 23	Entropy	Logistic	Softmax

The models described in Table 12 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. The classification carried out in the mathematical package STATISTICA on the training set (the results of the best models are presented in Table 13).

Table 13. Results of the three-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth \ Decline \ Neutral-Neutral	Growth \ Decline \ Neutral-Growth	Growth \ Decline \ Neutral-Decline	Growth \ Decline \ Neutral-All
MLP 30-17-3	Total	370,0000	661,0000	674,0000	1705,000
	Correct	0,0000	345,0000	366,0000	711,000
	Incorrect	370,0000	316,0000	308,0000	994,000
	Correct (%)	0,0000	52,1936	54,3027	41,701
	Incorrect (%)	100,0000	47,8064	45,6973	58,299
MLP 30-19-3	Total	370,0000	661,0000	674,0000	1705,000
	Correct	0,0000	359,0000	347,0000	706,000
	Incorrect	370,0000	302,0000	327,0000	999,000
	Correct (%)	0,0000	54,3116	51,4837	41,408
	Incorrect (%)	100,0000	45,6884	48,5163	58,592
MLP 30-20-3	Total	370,0000	661,0000	674,0000	1705,000
	Correct	0,0000	319,0000	389,0000	708,000
	Incorrect	370,0000	342,0000	285,0000	997,000
	Correct (%)	0,0000	48,2602	57,7151	41,525
	Incorrect (%)	100,0000	51,7398	42,2849	58,475
MLP 30-13-3	Total	370,0000	661,0000	674,0000	1705,000
	Correct	0,0000	313,0000	392,0000	705,000
	Incorrect	370,0000	348,0000	282,0000	1000,000
	Correct (%)	0,0000	47,3525	58,1602	41,349
	Incorrect (%)	100,0000	52,6475	41,8398	58,651
MLP 30-6-3	Total	370,0000	661,0000	674,0000	1705,000
	Correct	0,0000	324,0000	374,0000	698,000
	Incorrect	370,0000	337,0000	300,0000	1007,000
	Correct (%)	0,0000	49,0166	55,4896	40,938
	Incorrect (%)	100,0000	50,9834	44,5104	59,062

The conducted research has shown that the best model is MLP 30-17-3 with the percentage of correct classifications of 41.70%.

The result of the three-factor classification "Growth / Decline / Neutral" for GAZP shares is presented in Supplement 4 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). The minimum value of the percentage of correct classification is 26.67% for the MLP 30-2-3 model, the maximum is 56.67% for the MLP 30-6-3 model. There are also MLP 30-17-3, MLP 30-14-3 and MLP 30-12-3 networks with the same maximum percentage of correct classifications of 46.67%.

Using the constructed networks for the classification "Growth / Decline / Neutral" of the share price on the training and test samples, the data obtained are presented in Table 14.

Table 14. Percentage of correct three-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 13)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 4)
MLP 30-11-3	40,35	36,67
MLP 30-7-3	40,88	40,00
MLP 30-17-3	41,70	46,67
MLP 30-6-3	40,94	56,67
MLP 30-13-3	41,00	36,67
MLP 30-19-3	41,41	43,33
MLP 30-16-3	40,70	43,33
MLP 30-12-3	40,29	33,33
MLP 30-14-3	40,82	46,67
MLP 30-2-3	40,65	26,67
MLP 30-4-3	40,23	36,67
MLP 30-20-3	41,52	33,33
MLP 30-13-3	41,35	30,00
MLP 30-8-3	40,70	33,33
MLP 30-12-3	40,23	46,67
MLP 30-10-3	40,70	43,33
MLP 30-5-3	40,41	43,33
MLP 30-19-3	40,70	43,33
MLP 30-10-3	40,82	43,33
MLP 30-16-3	40,70	40,00

The study of three-factor classifications showed that the best model is MLP 30-6-3 with the maximum percentage of correct classifications – 56.67% on the test

sample and with a satisfactory percentage of correct classifications – 40.94% on the training sample. The constructed model classifies fluctuations in the direction of the stock price at an insufficient level. This result cannot be considered positive.

3. Classification for VTBR stock

A time series chart for the VTBR stock is built (shown in Figure 3).

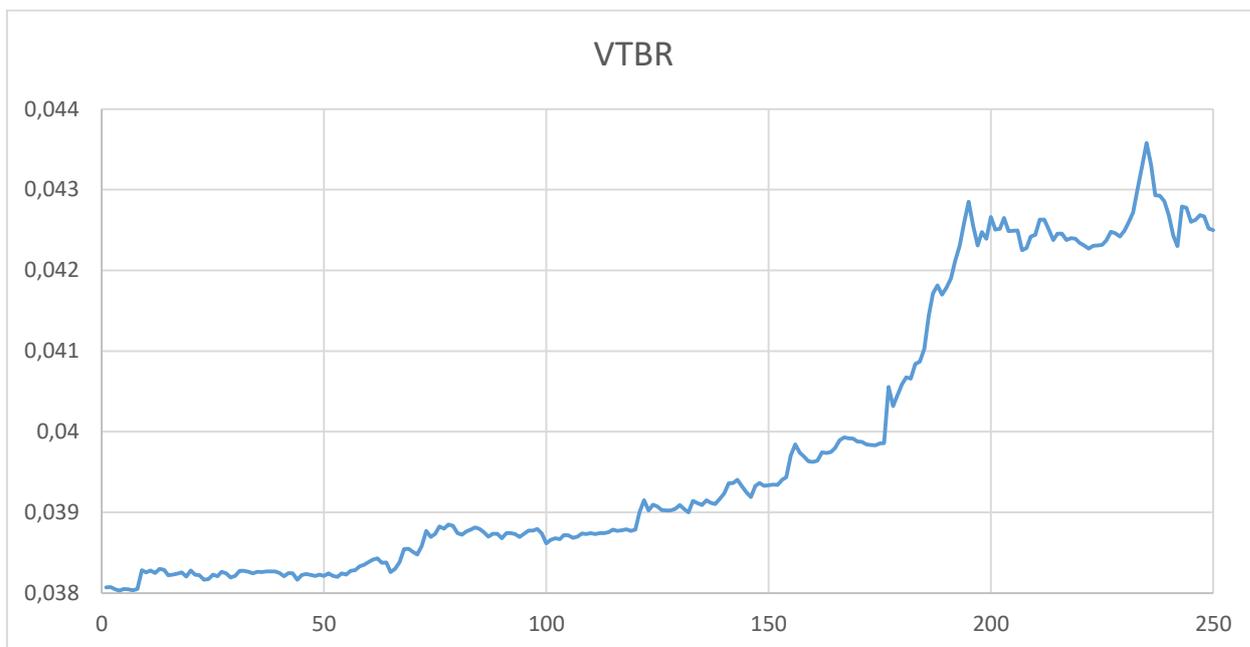


Figure 3. Time series of VTBR

The two-factor classification for VTBR shares is considered in more detail. To train the network, two variables are used – continuous and categorical. The closing price of the VTBR stock is used as a continuous variable. As a categorical variable – the "Growth" value, if the price has increased in comparison with the previous value, in the opposite case – the "Decline" variable.

Of the available 2500 pairs of input parameters, 500 neural network models were built and the 20 best ones were selected. The results of neural network models are shown in Table 15.

Table 15. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron asset function	Output neuron asset function
1	MLP 30-23-2	52,08211	47,94521	48,62637	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
2	MLP 30-18-2	52,25806	48,49315	48,07692	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
3	MLP 30-8-2	51,78886	49,86301	48,62637	BFGS 12	Entropy	Tanh	Softmax
4	MLP 30-2-2	51,26100	48,21918	48,35165	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
5	MLP 30-6-2	52,25806	47,67123	48,62637	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
6	MLP 30-14-2	51,84751	48,21918	48,90110	BFGS 0	SOS	Tanh	Logistic
7	MLP 30-25-2	52,49267	49,31507	47,80220	BFGS 12	Entropy	Tanh	Softmax
8	MLP 30-9-2	51,90616	49,58904	48,07692	BFGS 9	Entropy	Logistic	Softmax
9	MLP 30-11-2	51,73021	47,94521	48,07692	BFGS 0	SOS	Tanh	Logistic
10	MLP 30-13-2	51,43695	48,21918	48,07692	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
11	MLP 30-4-2	51,02639	47,94521	48,35165	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
12	MLP 30-20-2	51,78886	47,94521	48,62637	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
13	MLP 30-7-2	51,96481	47,12329	48,62637	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
14	MLP 30-3-2	51,73021	47,94521	48,90110	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
15	MLP 30-30-2	50,90909	48,49315	48,35165	BFGS 0	SOS	Tanh	Logistic
16	MLP 30-24-2	52,60997	48,49315	48,35165	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
17	MLP 30-29-2	50,96774	48,49315	47,80220	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
18	MLP 30-19-2	50,85044	48,21918	48,07692	BFGS 0	SOS	Tanh	Logistic
19	MLP 30-12-2	51,55425	47,94521	48,62637	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
20	MLP 30-15-2	52,08211	47,94521	47,80220	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax

The models described in Table 15 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the

direction of the stock price change is predicted. The classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on the training sample (the results of the best models are presented in Table 16).

Table 16. Results of two-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth / Decline - 0	Growth / Decline - 1	Growth \ Decline - All
MLP 30-25-2	Total	835,0000	870,0000	1705,000
	Correct	352,0000	543,0000	895,000
	Incorrect	483,0000	327,0000	810,000
	Correct (%)	42,1557	62,4138	52,493
	Incorrect (%)	57,8443	37,5862	47,507
MLP 30-7-2	Total	835,0000	870,0000	1705,000
	Correct	323,0000	563,0000	886,000
	Incorrect	512,0000	307,0000	819,000
	Correct (%)	38,6826	64,7126	51,965
	Incorrect (%)	61,3174	35,2874	48,035
MLP 30-24-2	Total	835,0000	870,0000	1705,000
	Correct	391,0000	506,0000	897,000
	Incorrect	444,0000	364,0000	808,000
	Correct (%)	46,8263	58,1609	52,610
	Incorrect (%)	53,1737	41,8391	47,390
MLP 30-29-2	Total	835,0000	870,0000	1705,000
	Correct	329,0000	540,0000	869,000
	Incorrect	506,0000	330,0000	836,000
	Correct (%)	39,4012	62,0690	50,968
	Incorrect (%)	60,5988	37,9310	49,032

The conducted research has shown that the best model is MLP 30-24-2 with a percentage of correct classifications of 52.61%.

The result of the two-factor classification "Growth / Decline" for the test sample for VTBR shares is presented in Supplement 5 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). The highest percentage of correct classifications for the two-factor classification is 70.00% on the test sample in the MLP 30-7-2 and MLP 30-29-2 models. The result of 43.33% is found in three models at once – MLP 30-4-2, MLP 30-3-2 and MLP 30-19-2. The most frequently repeated values of correct classifications: 20, which corresponds to 63.33%, is found

in 6 models out of 20, and 18, which is 60.00%, belongs to 5 models out of 20 presented in Supplement 5.

Using the constructed networks for the "Growth / Decline" classification of the share price on the training and test samples, the data obtained are presented in Table 17.

Table 17. Percentage of correct two-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 16)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 5)
MLP 30-23-2	52,08	63,33
MLP 30-18-2	52,26	63,33
MLP 30-8-2	51,79	63,33
MLP 30-2-2	51,26	63,33
MLP 30-6-2	52,26	60,00
MLP 30-14-2	51,85	60,00
MLP 30-25-2	52,49	66,67
MLP 30-9-2	51,91	63,33
MLP 30-11-2	51,73	60,00
MLP 30-13-2	51,44	60,00
MLP 30-4-2	51,03	43,33
MLP 30-20-2	51,79	63,33
MLP 30-7-2	51,96	70,00
MLP 30-3-2	51,73	43,33
MLP 30-30-2	50,91	66,67
MLP 30-24-2	52,61	63,33
MLP 30-29-2	50,97	70,00
MLP 30-19-2	50,85	43,33
MLP 30-12-2	51,55	66,67
MLP 30-15-2	52,08	60,00

The study of the constructed two-factor classifications showed that the optimal models are MLP 30-25-2 and MLP 30-7-2, since they have some of the best values for the percentage of correct classifications for the training and test set. In total, this classification can be used at the closing prices of the VTBR share, since the results of the study were satisfactory and the model classified the data provided well.

Three-factor classification for VTBR stock has been carried out. Two variables are used to train the network – continuous and categorical. The closing prices of the VTBR stock are used as a continuous variable. As a categorical variable – the value "Neutral", if the share price falls within the interval (-0.03%; 0.03%) of price fluctuations, the value "Growth" if the price has increased by more than 0.03 in comparison with the previous value %, the variable "Decline", when the price has decreased by more than 0.03% in comparison with the previous value.

20 neural network models have been built, which at a sufficient level will predict the direction of price fluctuations. The results of neural network models are shown in Table 18.

Table 18. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron activation function	Output neuron activation function
1	MLP 30-12-3	41,05572	47,12329	44,78022	BFGS 17	SOS	Tanh	Logistic
2	MLP 30-8-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	SOS	Tanh	Tanh
3	MLP 30-18-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	Entropy	Logistic	Softmax
4	MLP 30-7-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	Entropy	Tanh	Softmax
5	MLP 30-14-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	Entropy	Tanh	Softmax
6	MLP 30-20-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	Entropy	Tanh	Softmax
7	MLP 30-17-3	41,05572	44,65753	45,05495	BFGS 16	Entropy	Tanh	Softmax
8	MLP 30-13-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	SOS	Tanh	Logistic
9	MLP 30-15-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	SOS	Tanh	Identity
10	MLP 30-3-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	SOS	Logistic	Logistic
11	MLP 30-5-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	SOS	Tanh	Exponential
12	MLP 30-21-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	Entropy	Logistic	Softmax

13	MLP 30-14-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	Entropy	Tanh	Softmax
14	MLP 30-9-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	SOS	Tanh	Tanh
15	MLP 30-13-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	Entropy	Logistic	Softmax
16	MLP 30-11-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	Entropy	Logistic	Softmax
17	MLP 30-6-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	Entropy	Tanh	Softmax
18	MLP 30-20-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	Entropy	Tanh	Softmax
19	MLP 30-11-3	41,11437	43,83562	45,05495	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
20	MLP 30-17-3	41,11437	44,10959	45,05495	BFGS 1	SOS	Logistic	Logistic

The models described in Table 18 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. The classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on the training sample (the results of the best models are presented in table 19).

Table 19. Results of the three-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth \ Decline \ Neutral-Neutral	Growth \ Decline \ Neutral-Growth	Growth \ Decline \ Neutral-Decline	Growth \ Decline \ Neutral-All
MLP 30-13-3	Total	336,0000	701,0000	668,0000	1705,000
	Correct	0,0000	701,0000	0,0000	701,000
	Incorrect	336,0000	0,0000	668,0000	1004,000
	Correct (%)	0,0000	100,0000	0,0000	41,114
	Incorrect (%)	100,0000	0,0000	100,0000	58,886
MLP 30-6-3	Total	336,0000	701,0000	668,0000	1705,000
	Correct	0,0000	701,0000	0,0000	701,000
	Incorrect	336,0000	0,0000	668,0000	1004,000
	Correct (%)	0,0000	100,0000	0,0000	41,114
	Incorrect (%)	100,0000	0,0000	100,0000	58,886

The study showed that both models MLP 30-13-3, MLP 30-6-3 turned out to be the best with the percentage of correct classifications – 41.11%.

The result of the three-factor classification "Growth / Decline / Neutral" for VTBR shares is presented in Supplement 6 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). The three-factor classification has the most frequent results of the constructed models: 15 (50.00% in 6 models and 20), 16 (53.33% in 6 models out of 20) and 18 (60.00% in 4 models out of 20). The maximum result is 19 correct predicted values (MLP model 30-13-3), which corresponds to 63.33%. The minimum result is 13 correct values (43.33%) for the MLP 30-3-3 model.

Using the constructed networks for the classification "Growth / Decline / Neutral" of the share price on the training and test samples, the data obtained are presented in Table 20.

Table 20. Percentage of correct three-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 19)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 6)
MLP 30-12-3	41,06	53,33
MLP 30-8-3	41,11	53,33
MLP 30-18-3	41,11	53,33
MLP 30-7-3	41,11	53,33
MLP 30-14-3	41,11	60,00
MLP 30-20-3	41,11	50,00
MLP 30-17-3	41,06	50,00
MLP 30-13-3	41,11	63,33
MLP 30-15-3	41,11	50,00
MLP 30-3-3	41,11	43,33
MLP 30-5-3	41,11	50,00
MLP 30-21-3	41,11	50,00
MLP 30-14-3	41,11	60,00
MLP 30-9-3	41,11	53,33
MLP 30-13-3	41,11	50,00
MLP 30-11-3	41,11	53,33
MLP 30-6-3	41,11	53,33
MLP 30-20-3	41,11	60,00
MLP 30-11-3	41,11	60,00
MLP 30-17-3	41,11	56,67

The study of the constructed three-factor classifications showed that the best model is MLP 30-13-3 with the maximum values of the percentage of correct classifications. You can rely on the result of the three-factor classification when making a further decision, since this way of making a decision is different from tossing a coin.

4. Classification for TCSG stock

A time series chart for the TCSG stock is built (shown in Figure 4).



Figure 4. Time series of TCSG

Considered in more detail the two-factor classification for the TCSG stock. For training, networks are used by two variables – continuous and categorical. The closing price of the TCSG stock is used as a continuous variable. As a categorical variable – the "Growth" value, if the price has grown in comparison with the previous value, in the opposite case – the "Decline" variable.

Of the available 2500 pairs of input parameters, 500 neural network models were built and the 20 best ones were selected. The results of neural network models are shown in Table 21.

Table 21. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron activation function	Output neuron activation function
1	MLP 30-15-2	49,97067	50,41096	52,19780	BFGS 2	SOS	Tanh	Identity
2	MLP 30-3-2	49,97067	50,41096	52,19780	BFGS 1	SOS	Tanh	Tanh
3	MLP 30-24-2	52,96188	44,93151	55,21978	BFGS 0	SOS	Tanh	Tanh
4	MLP 30-22-2	49,97067	50,41096	52,19780	BFGS 1	SOS	Tanh	Logistic
5	MLP 30-10-2	49,97067	50,41096	52,19780	BFGS 1	Entropy	Tanh	Softmax
6	MLP 30-3-2	53,48974	46,84932	54,94505	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
7	MLP 30-16-2	52,84457	45,75342	54,12088	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
8	MLP 30-27-2	49,97067	50,41096	52,19780	BFGS 1	SOS	Logistic	Exponential
9	MLP 30-6-2	52,84457	44,65753	55,49451	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
10	MLP 30-2-2	53,60704	45,20548	52,74725	BFGS 0	SOS	Tanh	Tanh
11	MLP 30-4-2	53,25513	48,49315	55,21978	BFGS 0	SOS	Logistic	Logistic
12	MLP 30-9-2	52,90323	45,75342	52,47253	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
13	MLP 30-13-2	49,97067	50,41096	52,19780	BFGS 1	SOS	Tanh	Tanh
14	MLP 30-18-2	49,97067	50,41096	52,19780	BFGS 1	SOS	Logistic	Exponential
15	MLP 30-21-2	52,78592	44,38356	53,57143	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
16	MLP 30-30-2	49,97067	50,41096	52,19780	BFGS 1	Entropy	Tanh	Softmax
17	MLP 30-17-2	50,20528	50,41096	52,19780	BFGS 1	SOS	Tanh	Logistic
18	MLP 30-29-2	53,48974	45,75342	52,74725	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
19	MLP 30-19-2	52,90323	44,65753	53,29670	BFGS 0	SOS	Logistic	Exponential
20	MLP 30-8-2	50,79179	50,68493	53,29670	BFGS 6	SOS	Logistic	Tanh

The models described in Table 21 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. The classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on the training set (the results of the best models are presented in table 22).

Table 22. Results of two-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth / Decline - 0	Growth / Decline - 1	Growth / Decline - All
MLP 30-3-2	Total	853,0000	852,0000	1705,000
	Correct	434,0000	478,0000	912,000
	Incorrect	419,0000	374,0000	793,000
	Correct (%)	50,8792	56,1033	53,490
	Incorrect (%)	49,1208	43,8967	46,510
MLP 30-2-2	Total	853,0000	852,0000	1705,000
	Correct	424,0000	490,0000	914,000
	Incorrect	429,0000	362,0000	791,000
	Correct (%)	49,7069	57,5117	53,607
	Incorrect (%)	50,2931	42,4883	46,393
MLP 30-4-2	Total	853,0000	852,0000	1705,000
	Correct	291,0000	617,0000	908,000
	Incorrect	562,0000	235,0000	797,000
	Correct (%)	34,1149	72,4178	53,255
	Incorrect (%)	65,8851	27,5822	46,745
MLP 30-29-2	Total	853,0000	852,0000	1705,000
	Correct	485,0000	427,0000	912,000
	Incorrect	368,0000	425,0000	793,000
	Correct (%)	56,8581	50,1174	53,490
	Incorrect (%)	43,1419	49,8826	46,510

The conducted research has shown that the best model is MLP 30-2-2 with the percentage of correct classifications – 53.61%.

The result of the two-factor classification "Growth / Decline" for the test sample for TCSG shares is presented in Supplement 7 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). The lowest percentage of correct classification is 56.67% (17 correct values) in the MLP 30-16-2 model. The MLP 30-3-2 has the highest percentage of correct classification – 73.33% (22 correct

values). The following values are also found: 70.00% for 2 models, 63.33% for 7 models and 60.00% for 6 models.

Using the constructed networks for the "Growth / Decline" classification of the share price on the training and test samples, the data presented in Table 23 were obtained.

Table 23. Percentage of correct two-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 22)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 7)
MLP 30-15-2	49,97	63,33
MLP 30-3-2	49,97	70,00
MLP 30-24-2	52,96	60,00
MLP 30-22-2	49,97	60,00
MLP 30-10-2	49,97	63,33
MLP 30-3-2	53,49	73,33
MLP 30-16-2	52,84	56,67
MLP 30-27-2	49,97	63,33
MLP 30-6-2	52,84	60,00
MLP 30-2-2	53,61	63,33
MLP 30-4-2	53,26	63,33
MLP 30-9-2	52,90	66,67
MLP 30-13-2	49,97	70,00
MLP 30-18-2	49,97	60,00
MLP 30-21-2	52,79	70,00
MLP 30-30-2	49,97	66,67
MLP 30-17-2	50,21	60,00
MLP 30-29-2	53,49	63,33
MLP 30-19-2	52,90	60,00
MLP 30-8-2	50,79	63,33

The study of the constructed two-factor classifications showed that the best model is MLP 30-3-2, since has the maximum values of the percentage of correct classifications on the training and test samples. Consequently, the built-in network can be used to solve the problems of the "Growth / Decline" classifications.

Considered a three-factor classification for the TCSG stock. To train the network, we used two variables – continuous and categorical. The closing prices of the TCSG stock were used as a continuous variable. As a categorical variable – the value "Neutral" if the share price falls within the interval (-0.08%; 0.08%) of price fluctuations, the value "Growth" if the price has increased by more than 0.08 in comparison with the previous value %, the variable "Decline", when the price has decreased by more than 0.08% in comparison with the previous value.

20 neural network models have been built, which at a sufficient level will predict the direction of price fluctuations. The results of neural network models are shown in Table 24.

Table 24. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron asset function	Output neuron asset function
1	MLP 30-8-3	37,36070	36,98630	37,63736	BFGS 32	SOS	Logistic	Identity
2	MLP 30-4-3	36,18768	36,16438	37,36264	BFGS 9	Entropy	Logistic	Softmax
3	MLP 30-14-3	35,89443	35,61644	36,81319	BFGS 7	SOS	Tanh	Logistic
4	MLP 30-4-3	36,12903	35,61644	37,36264	BFGS 9	SOS	Logistic	Logistic
5	MLP 30-10-3	36,30499	36,16438	37,08791	BFGS 6	SOS	Tanh	Logistic
6	MLP 30-16-3	36,30499	36,43836	37,36264	BFGS 7	Entropy	Logistic	Softmax
7	MLP 30-13-3	35,95308	36,16438	36,81319	BFGS 8	SOS	Tanh	Tanh
8	MLP 30-9-3	36,36364	36,16438	37,08791	BFGS 22	SOS	Logistic	Exponential
9	MLP 30-11-3	36,07038	36,16438	37,36264	BFGS 13	SOS	Logistic	Logistic
10	MLP 30-29-3	36,18768	36,16438	37,08791	BFGS 8	Entropy	Tanh	Softmax
11	MLP 30-2-3	35,24927	38,08219	37,08791	BFGS 7	Entropy	Logistic	Softmax
12	MLP 30-17-3	36,12903	36,43836	37,36264	BFGS 10	SOS	Tanh	Tanh

13	MLP 30-10-3	36,71554	36,43836	36,81319	BFGS 12	SOS	Logistic	Tanh
14	MLP 30-5-3	35,83578	36,16438	37,36264	BFGS 6	SOS	Tanh	Identity
15	MLP 30-29-3	36,12903	35,34247	37,36264	BFGS 4	SOS	Tanh	Logistic
16	MLP 30-7-3	36,24633	36,43836	37,36264	BFGS 9	Entropy	Logistic	Softmax
17	MLP 30-2-3	36,71554	35,61644	38,18681	BFGS 9	Entropy	Logistic	Softmax
18	MLP 30-16-3	36,42229	36,43836	37,36264	BFGS 6	Entropy	Tanh	Softmax
19	MLP 30-28-3	36,07038	36,43836	37,36264	BFGS 6	Entropy	Logistic	Softmax
20	MLP 30-15-3	36,01173	36,16438	36,81319	BFGS 7	SOS	Tanh	Logistic

The models described in Table 24 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. Classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on a training sample (the results of the best models are presented in table 25).

Table 25. Results of the three-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth \ Decline \ Neutral-Neutral	Growth \ Decline \ Neutral-Growth	Growth \ Decline \ Neutral-Decline	Growth \ Decline \ Neutral-All
MLP 30-8-3	Total	558,0000	586,0000	561,0000	1705,000
	Correct	210,0000	362,0000	65,0000	637,000
	Incorrect	348,0000	224,0000	496,0000	1068,000
	Correct (%)	37,6344	61,7747	11,5865	37,361
	Incorrect (%)	62,3656	38,2253	88,4135	62,639
MLP 30-29-3	Total	558,0000	586,0000	561,0000	1705,000
	Correct	279,0000	337,0000	0,0000	616,000
	Incorrect	279,0000	249,0000	561,0000	1089,000
	Correct (%)	50,0000	57,5085	0,0000	36,129
	Incorrect (%)	50,0000	42,4915	100,0000	63,871
MLP 30-2-3	Total	558,0000	586,0000	561,0000	1705,000
	Correct	210,0000	416,0000	0,0000	626,000

	Incorrect	348,0000	170,0000	561,0000	1079,000
	Correct (%)	37,6344	70,9898	0,0000	36,716
	Incorrect (%)	62,3656	29,0102	100,0000	63,284

Studies have shown that the best model is MLP 30-8-3 with a percentage of correct classifications of 37.36%.

The result of the three-factor classification "Growth / Decline / Neutral" for TCSG shares is presented in Supplement 8 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). The most frequently repeated value of the correct classification – 11 (corresponds to 36.67%) is repeated in 13 models out of 20. The highest value is 12 (40.00%) in the model.

Using the constructed networks for the classification "Growth / Decline / Neutral" of the share price on the training and test samples, the data presented in Table 26 were obtained.

Table 26. Percentage of correct three-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 25)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 8)
MLP 30-8-3	37,36	30,00
MLP 30-4-3	36,19	33,33
MLP 30-14-3	35,89	30,00
MLP 30-4-3	36,13	36,67
MLP 30-10-3	36,30	33,33
MLP 30-16-3	36,30	36,67
MLP 30-13-3	35,95	36,67
MLP 30-9-3	36,36	36,67
MLP 30-11-3	36,07	33,33
MLP 30-29-3	36,19	36,67
MLP 30-2-3	35,25	36,67
MLP 30-17-3	36,13	36,67
MLP 30-10-3	36,72	36,67
MLP 30-5-3	35,84	33,33
MLP 30-29-3	36,13	40,00
MLP 30-7-3	36,25	36,67
MLP 30-2-3	36,72	36,67

MLP 30-16-3	36,42	36,67
MLP 30-28-3	36,07	36,67
MLP 30-15-3	36,01	36,67

The study of the constructed three-factor classifications showed that the optimal model is MLP 30-29-3 with the maximum value of the percentage of correct classifications of 40.00% on the test sample and a rather high value – 36.13% on the training sample. The obtained result cannot be considered positive, the networks of this architecture are not suitable for three-factor classification.

5. Classification for YNDX stock

A time series chart for the YNDX stock is built (shown in Figure 5).

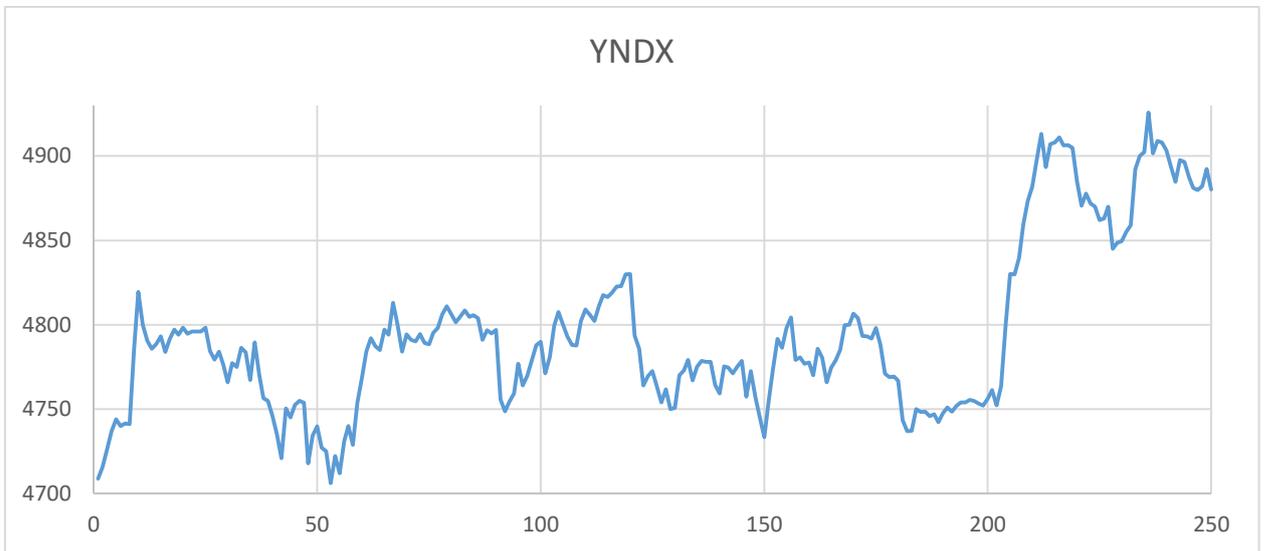


Figure 5. Time series of YNDX

Considered in more detail the two-factor classification for the YNDX stock. To train the network, we used two variables – continuous and categorical. The closing prices of the YNDX stock were used as a continuous variable. As a categorical variable – the "Growth" value, if the price has increased in comparison with the previous value, in the opposite case – the "Decline" variable.

Of the available 2500 pairs of input parameters, 500 neural network models were built and the 20 best ones were selected. The results of neural network models are shown in Table 27.

Table 27. Results of neural network models

No	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron activation function	Output neuron activation function
1	MLP 30-2-2	53,07918	53,15068	55,49451	BFGS 25	Entropy	Logistic	Softmax
2	MLP 30-22-2	52,49267	48,76712	54,12088	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
3	MLP 30-3-2	50,90909	49,86301	53,84615	BFGS 2	Entropy	Tanh	Softmax
4	MLP 30-23-2	52,49267	45,20548	52,74725	BFGS 0	SOS	Tanh	Logistic
5	MLP 30-11-2	52,49267	44,65753	53,02198	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
6	MLP 30-8-2	53,37243	53,97260	54,12088	BFGS 19	Entropy	Tanh	Softmax
7	MLP 30-16-2	53,60704	49,58904	54,39560	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
8	MLP 30-10-2	52,84457	49,86301	54,39560	BFGS 10	Entropy	Tanh	Softmax
9	MLP 30-4-2	51,26100	49,31507	54,67033	BFGS 3	SOS	Logistic	Identity
10	MLP 30-26-2	51,78886	49,31507	53,29670	BFGS 9	Entropy	Tanh	Softmax
11	MLP 30-19-2	52,55132	45,20548	55,76923	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
12	MLP 30-13-2	51,84751	46,57534	52,74725	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
13	MLP 30-6-2	51,67155	49,58904	53,84615	BFGS 2	SOS	Tanh	Logistic
14	MLP 30-12-2	52,66862	49,58904	53,57143	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
15	MLP 30-7-2	52,49267	45,47945	52,74725	BFGS 0	SOS	Logistic	Identity
16	MLP 30-29-2	51,90616	46,30137	52,74725	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
17	MLP 30-21-2	53,37243	52,32877	54,39560	BFGS 21	SOS	Tanh	Tanh
18	MLP 30-15-2	51,61290	48,76712	53,02198	BFGS 0	SOS	Logistic	Logistic
19	MLP 30-20-2	54,36950	53,42466	54,12088	BFGS 22	Entropy	Tanh	Softmax
20	MLP 30-24-2	51,96481	49,58904	53,84615	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax

The models described in Table 27 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. The classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on the training set (the results of the best models are presented in Table 28).

Table 28. Results of two-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth / Decline - 0	Growth / Decline - 1	Growth / Decline - All
MLP 30-8-2	Total	832,0000	873,0000	1705,000
	Correct	241,0000	669,0000	910,000
	Incorrect	591,0000	204,0000	795,000
	Correct (%)	28,9663	76,6323	53,372
	Incorrect (%)	71,0337	23,3677	46,628
MLP 30-16-2	Total	832,0000	873,0000	1705,000
	Correct	273,0000	641,0000	914,000
	Incorrect	559,0000	232,0000	791,000
	Correct (%)	32,8125	73,4250	53,607
	Incorrect (%)	67,1875	26,5750	46,393
MLP 30-6-2	Total	832,0000	873,0000	1705,000
	Correct	136,0000	745,0000	881,000
	Incorrect	696,0000	128,0000	824,000
	Correct (%)	16,3462	85,3379	51,672
	Incorrect (%)	83,6538	14,6621	48,328
MLP 30-29-2	Total	832,0000	873,0000	1705,000
	Correct	232,0000	653,0000	885,000
	Incorrect	600,0000	220,0000	820,000
	Correct (%)	27,8846	74,7995	51,906
	Incorrect (%)	72,1154	25,2005	48,094
MLP 30-21-2	Total	832,0000	873,0000	1705,000
	Correct	320,0000	590,0000	910,000
	Incorrect	512,0000	283,0000	795,000
	Correct (%)	38,4615	67,5830	53,372
	Incorrect (%)	61,5385	32,4170	46,628
MLP 30-20-2	Total	832,0000	873,0000	1705,000
	Correct	326,0000	601,0000	927,000
	Incorrect	506,0000	272,0000	778,000
	Correct (%)	39,1827	68,8431	54,370
	Incorrect (%)	60,8173	31,1569	45,630

The conducted research has shown that the best model is MLP 30-20-2 with a percentage of correct classifications of 54.37%.

The result of the two-factor classification "Growth / Decline" for the test sample for YNDX shares is presented in Supplement 9 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). The worst result of two-factor classification for the MLP 30-2-2 model is 36.67% of the correct classification. But this is the only value that stands out in the set of 20 models, because the percentage of correct classification varies in the range from 60.00% to 66.67% (this indicator is observed in 14 models out of 20 presented). There is also an indicator of correct classification of 70.00% for models MLP 30-29-2 and MLP 30-6-2.

Using the constructed networks for the "Growth / Decline" classification of the share price on the training and test samples, the data presented in Table 29 were obtained.

Table 29. Percentage of correct two-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 28)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 9)
MLP 30-2-2	53,08	36,67
MLP 30-22-2	52,49	60,00
MLP 30-3-2	50,91	63,33
MLP 30-23-2	52,49	63,33
MLP 30-11-2	52,49	66,67
MLP 30-8-2	53,37	50,00
MLP 30-16-2	53,61	63,33
MLP 30-10-2	52,84	60,00
MLP 30-4-2	51,26	63,33
MLP 30-26-2	51,79	66,67
MLP 30-19-2	52,55	66,67
MLP 30-13-2	51,85	66,67
MLP 30-6-2	51,67	70,00
MLP 30-12-2	52,67	60,00
MLP 30-7-2	52,49	63,33
MLP 30-29-2	51,91	70,00

MLP 30-21-2	53,37	63,33
MLP 30-15-2	51,61	66,67
MLP 30-20-2	54,37	60,00
MLP 30-24-2	51,96	60,00

The study of the constructed two-factor classifications showed that the optimal model is MLP 30-20-2 with a percentage of correct classifications of 60.00% on the test sample and 54.37% on the training sample. The following conclusion can be drawn: the networks described above classify the direction of the YNDX share price at a sufficient level.

Considered a three-factor classification for the YNDX stock. To train the network, two variables were used – continuous and categorical. The closing prices of the YNDX stock were used as a continuous variable. As a categorical variable – the value "Neutral", if the share price falls within the interval (-0.05%; 0.05%) of price fluctuations, the value "Growth" if the price has increased by more than 0.05 in comparison with the previous value %, the variable "Decline", when the price has decreased by more than 0.05% in comparison with the previous value.

20 neural network models have been built, which at a sufficient level will predict the direction of price fluctuations. The results of neural network models are shown in Table 30.

Table 30. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron asset function	Output neuron asset function
1	MLP 30-14-3	39,88270	40,82192	37,36264	BFGS 31	Entropy	Logistic	Softmax
2	MLP 30-12-3	40,58651	38,90411	39,56044	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
3	MLP 30-20-3	40,23460	38,63014	39,56044	BFGS 21	Entropy	Exponential	Softmax
4	MLP 30-10-3	43,69501	42,19178	41,48352	BFGS 43	Entropy	Logistic	Softmax
5	MLP 30-15-3	40,11730	37,80822	41,20879	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax

6	MLP 30-21-3	40,29326	42,19178	39,83516	BFGS 54	Entrop y	Identity	Softma x
7	MLP 30-17-3	40,82111	38,08219	39,56044	BFGS 0	Entrop y	Logistic	Softma x
8	MLP 30-23-3	42,40469	39,45205	40,38462	BFGS 45	Entrop y	Tanh	Softma x
9	MLP 30-30-3	40,35191	40,54795	40,65934	BFGS 23	Entrop y	Exponenti al	Softma x
10	MLP 30-19-3	40,35191	41,91781	39,56044	BFGS 50	SOS	Identity	Identit y
11	MLP 30-28-3	39,53079	33,97260	40,38462	BFGS 0	SOS	Exponenti al	Logisti c
12	MLP 30-27-3	40,35191	42,19178	40,38462	BFGS 45	SOS	Identity	Identit y
13	MLP 30-11-3	39,47214	36,98630	39,83516	BFGS 0	Entrop y	Tanh	Softma x
14	MLP 30-25-3	40,70381	42,46575	40,38462	BFGS 35	SOS	Tanh	Tanh
15	MLP 30-9-3	41,52493	40,00000	39,83516	BFGS 50	SOS	Logistic	Tanh
16	MLP 30-18-3	41,23167	37,53425	39,56044	BFGS 0	Entrop y	Logistic	Softma x
17	MLP 30-22-3	40,05865	40,27397	39,56044	BFGS 32	SOS	Exponenti al	Logisti c
18	MLP 30-2-3	40,17595	41,09589	39,56044	BFGS 31	Entrop y	Logistic	Softma x
19	MLP 30-5-3	40,05865	42,46575	39,56044	BFGS 39	SOS	Identity	Identit y
20	MLP 30-16-3	39,58944	35,61644	40,10989	BFGS 0	Entrop y	Identity	Softma x

The models described in Table 30 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. The classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on the training set (the results of the best models are presented in table 31).

Table 31. Results of the three-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth \ Decline \ Neutral-Neutral	Growth \ Decline \ Neutral-Growth	Growth \ Decline \ Neutral-Decline	Growth \ Decline \ Neutral-All
MLP 30-10-3	Total	409,0000	647,0000	649,0000	1705,000
	Correct	11,0000	387,0000	347,0000	745,000
	Incorrect	398,0000	260,0000	302,0000	960,000
	Correct (%)	2,6895	59,8145	53,4669	43,695
	Incorrect (%)	97,3105	40,1855	46,5331	56,305
MLP 30-23-3	Total	409,0000	647,0000	649,0000	1705,000
	Correct	6,0000	307,0000	410,0000	723,000
	Incorrect	403,0000	340,0000	239,0000	982,000
	Correct (%)	1,4670	47,4498	63,1741	42,405
	Incorrect (%)	98,5330	52,5502	36,8259	57,595
MLP 30-30-3	Total	409,0000	647,0000	649,0000	1705,000
	Correct	10,0000	322,0000	356,0000	688,000
	Incorrect	399,0000	325,0000	293,0000	1017,000
	Correct (%)	2,4450	49,7682	54,8536	40,352
	Incorrect (%)	97,5550	50,2318	45,1464	59,648
MLP 30-25-3	Total	409,0000	647,0000	649,0000	1705,000
	Correct	3,0000	272,0000	419,0000	694,000
	Incorrect	406,0000	375,0000	230,0000	1011,000
	Correct (%)	0,7335	42,0402	64,5609	40,704
	Incorrect (%)	99,2665	57,9598	35,4391	59,296

Our research has shown that the best model is MLP 30-10-3 with the highest percentage of correct classifications of 43.70%.

The result of the three-factor classification "Growth / Decline / Neutral" for YNDX shares is presented in Supplement 10 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). The best classification result for the given parameters is found in 3 networks: MLP 30-23-3, MLP 30-30-3, MLP 30-25-3 – 46.67%, correlates with 14 correct distributions into groups "Growth", "Decline",

" Neutral ". The worst value of correct classifications was shown by the MLP 30-21-3 model – 23.33% (8 correct classifications).

Using the constructed networks for the classification "Growth / Decline / Neutral" of the share price on the training and test samples, the data presented in Table 32 were obtained.

Table 32. Percentage of correct three-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 31)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 10)
MLP 30-14-3	39,88	43,33
MLP 30-12-3	40,59	43,33
MLP 30-20-3	40,23	43,33
MLP 30-10-3	43,70	30,00
MLP 30-15-3	40,12	36,67
MLP 30-21-3	40,29	23,33
MLP 30-17-3	40,82	26,67
MLP 30-23-3	42,40	46,67
MLP 30-30-3	40,35	46,67
MLP 30-19-3	40,35	36,67
MLP 30-28-3	39,53	40,00
MLP 30-27-3	40,35	43,33
MLP 30-11-3	39,47	36,67
MLP 30-25-3	40,70	46,67
MLP 30-9-3	41,52	33,33
MLP 30-18-3	41,23	33,33
MLP 30-22-3	40,06	43,33
MLP 30-2-3	40,18	36,67
MLP 30-5-3	40,06	36,67
MLP 30-16-3	39,59	26,67

The study of the constructed three-factor classifications showed that the best model is MLP 30-23-3 with the highest percentage of correct classifications on the test set of 46.67% and one of the highest on the training set – 42.40%. The constructed model has a percentage of correct classification of 42.00 – 47.00%, based on this, we cannot rely on the research carried out.

2.6. Classification for DSKY stock

A time series chart for the DSKY stock is built (shown in Figure 6).



Figure 6. Time series DSKY

Considered in more detail the two-factor classification for the DSKY stock. To train the network, we used two variables – continuous and categorical. The closing prices of the DSKY stock were used as a continuous variable. As a categorical variable – the "Growth" value, if the price has increased in comparison with the previous value, in the opposite case – the "Decline" variable.

Of the available 2500 pairs of input parameters, 500 neural network models were built and the 20 best ones were selected. The results of neural network models are shown in Table 33.

Table 33. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron asset function	Output neuron asset function
1	MLP 30-9-2	53,95894	50,95890	49,72527	BFGS 17	Entropy	Tanh	Softmax
2	MLP 30-29-2	54,31085	49,31507	51,09890	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
3	MLP 30-3-2	55,01466	48,21918	50,82418	BFGS 0	SOS	Tanh	Tanh

4	MLP 30-13-2	52,31672	46,84932	52,47253	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
5	MLP 30-19-2	51,78886	47,12329	51,09890	BFGS 0	SOS	Tanh	Logistic
6	MLP 30-26-2	54,54545	51,50685	51,37363	BFGS 21	SOS	Tanh	Identity
7	MLP 30-18-2	54,31085	48,21918	51,09890	BFGS 0	SOS	Logistic	Tanh
8	MLP 30-10-2	54,60411	48,49315	50,82418	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
9	MLP 30-24-2	49,44282	50,41096	51,64835	BFGS 1	SOS	Tanh	Exponential
10	MLP 30-25-2	47,97654	50,13699	50,82418	BFGS 1	SOS	Logistic	Exponential
11	MLP 30-5-2	54,36950	50,13699	51,92308	BFGS 9	Entropy	Tanh	Softmax
12	MLP 30-6-2	47,97654	50,13699	50,82418	BFGS 1	SOS	Logistic	Exponential
13	MLP 30-20-2	52,31672	46,84932	51,37363	BFGS 0	SOS	Logistic	Identity
14	MLP 30-12-2	52,90323	53,69863	52,47253	BFGS 19	Entropy	Tanh	Softmax
15	MLP 30-4-2	54,31085	49,31507	50,82418	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
16	MLP 30-27-2	47,97654	50,13699	50,82418	BFGS 1	SOS	Tanh	Exponential
17	MLP 30-12-2	52,66862	46,57534	50,82418	BFGS 0	SOS	Tanh	Exponential
18	MLP 30-8-2	55,71848	50,13699	51,64835	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
19	MLP 30-30-2	54,36950	47,94521	52,47253	BFGS 0	SOS	Logistic	Tanh
20	MLP 30-11-2	51,96481	46,30137	50,54945	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax

The models described in Table 33 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. Classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on a training set (the results of the best models are presented in Table 34).

Table 34. Results of two-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth / Decline - 0	Growth / Decline - 1	Growth / Decline - All
MLP 30-3-2	Total	818,0000	887,0000	1705,000
	Correct	818,0000	0,0000	818,000
	Incorrect	0,0000	887,0000	887,000
	Correct (%)	100,0000	0,0000	47,977
	Incorrect (%)	0,0000	100,0000	52,023
MLP 30-25-2	Total	818,0000	887,0000	1705,000
	Correct	818,0000	0,0000	818,000
	Incorrect	0,0000	887,0000	887,000
	Correct (%)	100,0000	0,0000	47,977
	Incorrect (%)	0,0000	100,0000	52,023
MLP 30-27-2	Total	818,0000	887,0000	1705,000
	Correct	818,0000	0,0000	818,000
	Incorrect	0,0000	887,0000	887,000
	Correct (%)	100,0000	0,0000	47,977
	Incorrect (%)	0,0000	100,0000	52,023
MLP 30-8-2	Total	818,0000	887,0000	1705,000
	Correct	313,0000	637,0000	950,000
	Incorrect	505,0000	250,0000	755,000
	Correct (%)	38,2641	71,8151	55,718
	Incorrect (%)	61,7359	28,1849	44,282

The conducted research has shown that the best model is MLP 30-8-2 with the percentage of correct classifications of 55.2%.

The result of the two-factor classification "Growth / Decline" for the test sample for DSKY shares is presented in Supplement 11 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). For two-factor classification, the best percentage of correct classifications of 76.67% belongs to the MLP 30-25-2 and MLP 30-27-2 models. There are also intermediate values of 60.00% (4 models), 66.67% (6 models), 70.00% (2 models). The worst result of 50.00% of correct classifications is observed in the MLP 30-6-2 model.

Using the constructed networks for the "Growth / Decline" classification of the share price on the training and test samples, the data presented in Table 35 were obtained.

Table 35. Percentage of correct two-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 34)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 11)
MLP 30-9-2	53,96	66,67
MLP 30-29-2	54,31	60,00
MLP 30-3-2	55,01	60,00
MLP 30-13-2	52,32	70,00
MLP 30-19-2	51,79	60,00
MLP 30-26-2	54,55	63,33
MLP 30-18-2	54,31	66,67
MLP 30-10-2	54,60	60,00
MLP 30-24-2	49,44	66,67
MLP 30-25-2	47,98	76,67
MLP 30-5-2	54,37	70,00
MLP 30-6-2	47,98	50,00
MLP 30-20-2	52,32	70,00
MLP 30-12-2	52,90	63,33
MLP 30-4-2	54,31	66,67
MLP 30-27-2	47,98	76,67
MLP 30-12-2	52,67	63,33
MLP 30-8-2	55,72	66,67
MLP 30-30-2	54,37	53,33
MLP 30-11-2	51,96	66,67

The study of the constructed two-factor classifications showed that the optimal models are MLP 30-25-2, MLP 30-27-2, MLP 30-8-2. The resulting classification can be used when making a decision.

Considered a three-factor classification for the DSKY stock. To train the network, we used two variables – continuous and categorical. The closing prices of the DSKY stock were used as a continuous variable. As a categorical variable – the value "Neutral", if the share price falls within the interval (-0.05%; 0.05%) of price fluctuations, the value "Growth" if the price has increased by more than 0.05 in comparison with the previous value %, the variable "Decline", when the price has decreased by more than 0.05% in comparison with the previous value.

20 neural network models have been built, which at a sufficient level will predict the direction of price fluctuations. The results of neural network models are shown in Table 36.

Table 36. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron activation function	Output neuron activation function
1	MLP 30-26-3	35,83578	39,72603	38,18681	BFGS 8	Entropy	Logistic	Softmax
2	MLP 30-23-3	36,07038	36,16438	40,65934	BFGS 1	SOS	Tanh	Tanh
3	MLP 30-30-3	36,42229	38,63014	39,83516	BFGS 37	Entropy	Logistic	Softmax
4	MLP 30-11-3	35,77713	39,72603	40,38462	BFGS 9	Entropy	Logistic	Softmax
5	MLP 30-21-3	36,36364	36,16438	40,65934	BFGS 17	Entropy	Logistic	Softmax
6	MLP 30-4-3	35,83578	37,80822	40,10989	BFGS 1	SOS	Tanh	Tanh
7	MLP 30-26-3	36,18768	36,16438	40,10989	BFGS 8	Entropy	Logistic	Softmax
8	MLP 30-6-3	35,83578	36,98630	40,10989	BFGS 4	Entropy	Tanh	Softmax
9	MLP 30-5-3	36,18768	36,16438	40,10989	BFGS 8	SOS	Logistic	Identity
10	MLP 30-18-3	35,89443	37,53425	40,65934	BFGS 1	SOS	Tanh	Logistic
11	MLP 30-9-3	36,01173	38,08219	40,10989	BFGS 16	SOS	Tanh	Exponential
12	MLP 30-13-3	36,12903	36,16438	40,10989	BFGS 7	SOS	Tanh	Logistic
13	MLP 30-28-3	36,07038	36,16438	40,38462	BFGS 13	SOS	Logistic	Identity
14	MLP 30-16-3	35,19062	36,71233	40,10989	BFGS 30	Entropy	Logistic	Softmax
15	MLP 30-20-3	36,30499	38,63014	40,10989	BFGS 8	Entropy	Tanh	Softmax
16	MLP 30-22-3	36,07038	36,16438	40,10989	BFGS 27	SOS	Logistic	Logistic
17	MLP 30-25-3	36,07038	36,43836	39,83516	BFGS 10	Entropy	Logistic	Softmax

18	MLP 30-7-3	36,24633	36,16438	40,10989	BFGS 7	Entropy	Logistic	Softmax
19	MLP 30-2-3	36,71554	36,43836	40,38462	BFGS 8	Entropy	Logistic	Softmax
20	MLP 30-29-3	36,18768	36,16438	40,38462	BFGS 7	SOS	Logistic	Identity

The models described in Table 36 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. The classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on the training set (the results of the best models are presented in table 37).

Table 37. Results of the three-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth \ Decline \ Neutral-Neutral	Growth \ Decline \ Neutral-Growth	Growth \ Decline \ Neutral-Decline	Growth \ Decline \ Neutral-All
MLP 30-30-3	Total	501,0000	614,0000	590,0000	1705,000
	Correct	0,0000	547,0000	74,0000	621,000
	Incorrect	501,0000	67,0000	516,0000	1084,000
	Correct (%)	0,0000	89,0879	12,5424	36,422
	Incorrect (%)	100,0000	10,9121	87,4576	63,578
MLP 30-22-3	Total	501,0000	614,0000	590,0000	1705,000
	Correct	10,0000	605,0000	0,0000	615,000
	Incorrect	491,0000	9,0000	590,0000	1090,000
	Correct (%)	1,9960	98,5342	0,0000	36,070
	Incorrect (%)	98,0040	1,4658	100,0000	63,930
MLP 30-2-3	Total	501,0000	614,0000	590,0000	1705,000
	Correct	24,0000	591,0000	11,0000	626,000
	Incorrect	477,0000	23,0000	579,0000	1079,000
	Correct (%)	4,7904	96,2541	1,8644	36,716
	Incorrect (%)	95,2096	3,7459	98,1356	63,284

The data obtained showed that the best model is MLP 30-2-3 with a correct classification percentage of 36.72%.

The result of the three-factor classification "Growth / Decline / Neutral" for DSKY shares is presented in Supplement 12 (for convenience, the incorrect

classification values were highlighted in red). Using the data obtained, we obtained the following results: the MLP 30-13-3 model showed the lowest percentage of correct classifications – 23.33%, the highest – for the MLP 30-22-3 model – 56.67%.

Using the constructed networks for the classification "Growth / Decline / Neutral" of the share price on the training and test samples, the data presented in Table 38 were obtained.

Table 38. Percentage of correct three-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 37)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 12)
MLP 30-26-3	35,84	36,67
MLP 30-23-3	36,07	43,33
MLP 30-30-3	36,42	36,67
MLP 30-11-3	35,78	40,00
MLP 30-21-3	36,36	43,33
MLP 30-4-3	35,84	40,00
MLP 30-26-3	36,19	36,67
MLP 30-6-3	35,84	40,00
MLP 30-5-3	36,19	46,67
MLP 30-18-3	35,89	30,00
MLP 30-9-3	36,01	26,67
MLP 30-13-3	36,13	30,00
MLP 30-28-3	36,07	40,00
MLP 30-16-3	35,19	23,33
MLP 30-20-3	36,30	40,00
MLP 30-22-3	36,07	53,33
MLP 30-25-3	36,07	56,67
MLP 30-7-3	36,25	43,33
MLP 30-2-3	36,72	33,33
MLP 30-29-3	36,19	43,33

The study of the constructed three-factor classifications showed that the best model is MLP 30-22-3. Because the shown result is 36.00% of correct classifications for the training set and 53.00% for the test set, then we can conclude that the neural network model is poorly trained.

2.7. Classification for FIXP stock

A time series chart for the FIXP stock is built (shown in Figure 7).

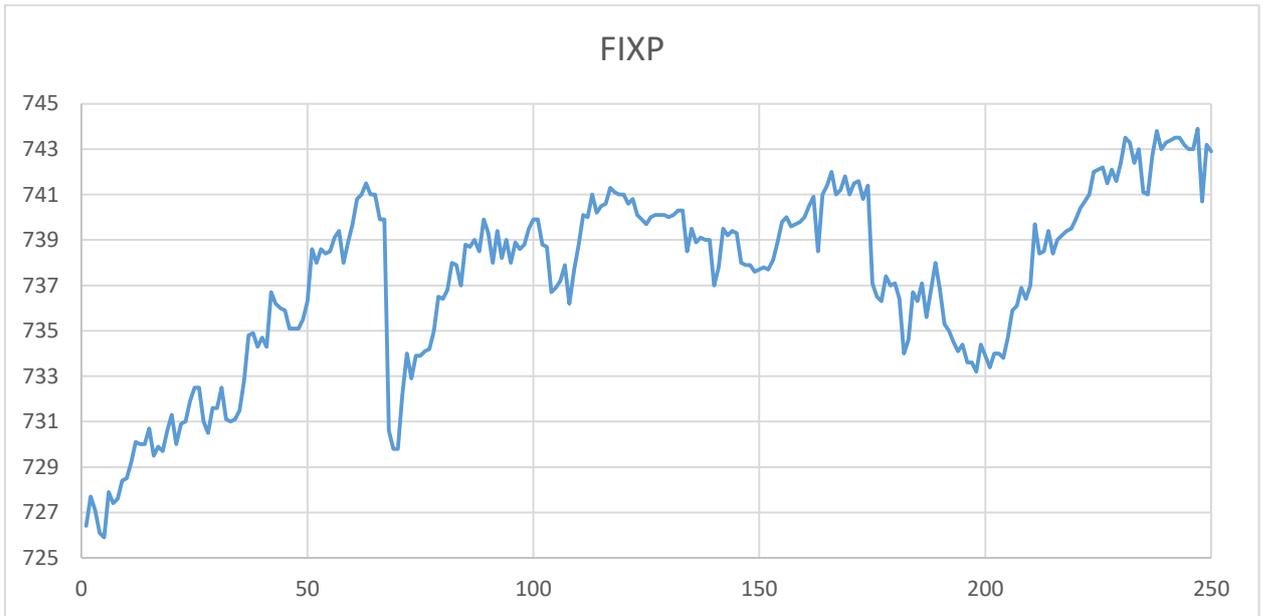


Figure 7. Time series FIXP

The two-factor classification for the FIXP stock is considered in more detail. Two variables were used to train the network – continuous and categorical. The closing prices of the FIXP stock were used as a continuous variable. As a categorical variable – the "Growth" value, if the price has increased in comparison with the previous value, in the opposite case – the "Decline" variable.

Of the available 1400 pairs of input parameters, 500 neural network models were built and the 20 best ones were selected. The results of neural network models are shown in Table 39.

Table 39. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron activation function	Output neuron activation function
1	MLP 30-29-2	52,54237	49,27536	54,74860	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
2	MLP 30-22-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
3	MLP 30-23-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	SOS	Logistic	Logistic
4	MLP 30-26-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax

5	MLP 30-10-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	SOS	Logistic	Logistic
6	MLP 30-20-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	SOS	Logistic	Exponential
7	MLP 30-18-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
8	MLP 30-2-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	SOS	Logistic	Tanh
9	MLP 30-25-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	SOS	Logistic	Exponential
10	MLP 30-27-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	SOS	Logistic	Logistic
11	MLP 30-28-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	SOS	Logistic	Logistic
12	MLP 30-15-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 1	Entropy	Tanh	Softmax
13	MLP 30-16-2	53,49576	46,37681	56,42458	BFGS 0	SOS	Tanh	Identity
14	MLP 30-6-2	53,07203	49,75845	54,18994	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
15	MLP 30-19-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	SOS	Logistic	Logistic
16	MLP 30-3-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	SOS	Tanh	Logistic
17	MLP 30-2-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
18	MLP 30-14-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	SOS	Logistic	Identity
19	MLP 30-9-2	53,81356	48,79227	54,74860	BFGS 0	SOS	Logistic	Identity
20	MLP 30-30-2	52,54237	49,75845	53,63128	BFGS 0	SOS	Logistic	Tanh

The models described in Table 39 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. The classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on the training set (the results of the best models are presented in table 40).

Table 40. Results of two-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth / Decline - 0	Growth / Decline - 1	Growth / Decline - All
----------------------	--	----------------------	----------------------	------------------------

MLP 30-26-2	Total	448,0000	496,0000	944,0000
	Correct	0,0000	496,0000	496,0000
	Incorrect	448,0000	0,0000	448,0000
	Correct (%)	0,0000	100,0000	52,5424
	Incorrect (%)	100,0000	0,0000	47,4576
MLP 30-2-2	Total	448,0000	496,0000	944,0000
	Correct	0,0000	496,0000	496,0000
	Incorrect	448,0000	0,0000	448,0000
	Correct (%)	0,0000	100,0000	52,5424
	Incorrect (%)	100,0000	0,0000	47,4576
MLP 30-16-2	Total	448,0000	496,0000	944,0000
	Correct	52,0000	453,0000	505,0000
	Incorrect	396,0000	43,0000	439,0000
	Correct (%)	11,6071	91,3306	53,4958
	Incorrect (%)	88,3929	8,6694	46,5042
MLP 30-6-2	Total	448,0000	496,0000	944,0000
	Correct	5,0000	496,0000	501,0000
	Incorrect	443,0000	0,0000	443,0000
	Correct (%)	1,1161	100,0000	53,0720
	Incorrect (%)	98,8839	0,0000	46,9280
MLP 30-19-2	Total	448,0000	496,0000	944,0000
	Correct	0,0000	496,0000	496,0000
	Incorrect	448,0000	0,0000	448,0000
	Correct (%)	0,0000	100,0000	52,5424
	Incorrect (%)	100,0000	0,0000	47,4576
MLP 30-9-2	Total	448,0000	496,0000	944,0000
	Correct	23,0000	485,0000	508,0000
	Incorrect	425,0000	11,0000	436,0000
	Correct (%)	5,1339	97,7823	53,8136
	Incorrect (%)	94,8661	2,2177	46,1864

The data obtained showed that the best model is an MLP of 30-9-2 percent with a correct classification of 53.81%.

The result of the two-factor classification "Growth / Decline" for the test sample for FIXP stocks is presented in Supplement 13 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). The best model takes the maximum number of correct classifications. In our case, such models are MLP 30-26-2, MLP 30-2-2, MLP 30-6-2, MLP 30-19-2, MLP 30-9-2, which have 60.00% correct classifications, which corresponds to 18 correct classifications. The worst

model is MLP 30-29-2 with 50.00% correct classifications. 11 models: MLP 30-22-2, MLP 30-23-2, MLP 30-20-2, MLP 30-18-2, MLP 30-25-2, MLP 30-27-2, MLP 30-28-2, MLP 30-16-2, MLP 30-3-2, MLP 30-14-2, MLP 30-30-2 have 56.67% correct classifications.

Using the constructed networks for the "Growth / Decline" classification of the share price on the training and test samples, the data presented in Table 41 were obtained.

Table 41. Percentage of correct two-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 40)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 13)
MLP 30-29-2	52,54	50,00
MLP 30-22-2	52,54	56,67
MLP 30-23-2	52,54	56,67
MLP 30-26-2	52,54	60,00
MLP 30-10-2	52,54	53,33
MLP 30-20-2	52,54	56,67
MLP 30-18-2	52,54	56,67
MLP 30-2-2	52,54	60,00
MLP 30-25-2	52,54	56,67
MLP 30-27-2	52,54	56,67
MLP 30-28-2	52,54	56,67
MLP 30-15-2	52,54	50,00
MLP 30-16-2	53,50	56,67
MLP 30-6-2	53,07	60,00
MLP 30-19-2	52,54	60,00
MLP 30-3-2	52,54	56,67
MLP 30-2-2	52,54	56,67
MLP 30-14-2	52,54	53,33
MLP 30-9-2	53,81	60,00
MLP 30-30-2	52,54	56,67

The study of the constructed two-factor classifications showed that the best model is MLP 30-9-2, since takes the maximum values of the percentage of correct classifications both on the training and on the test samples, 53.81% and 60.00%, respectively. We can recognize the obtained result as positive.

Considered a three-factor classification for the FIXP stock. Two variables were used to train the network – continuous and categorical. The closing prices of the FIXP stock were used as a continuous variable. As a categorical variable – the value "Neutral", if the share price falls within the interval (-0.05%; 0.05%) of price fluctuations, the value "Growth" if the price has increased by more than 0.05 in comparison with the previous value %, the variable "Decline", when the price has decreased by more than 0.05% in comparison with the previous value.

20 neural network models have been built, which at a sufficient level will predict the direction of price fluctuations. The results of neural network models are shown in Table 42.

Table 42. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron activation function	Output neuron activation function
1	MLP 30-28-3	36,12288	38,64734	40,22346	BFGS 0	Entropy	Tanh	Softmax
2	MLP 30-5-3	37,81780	38,16425	39,10615	BFGS 8	Entropy	Tanh	Softmax
3	MLP 30-19-3	35,38136	39,13043	37,98883	BFGS 5	Entropy	Tanh	Softmax
4	MLP 30-24-3	36,22881	41,06280	37,43017	BFGS 7	Entropy	Tanh	Softmax
5	MLP 30-11-3	39,08898	35,74879	37,43017	BFGS 8	SOS	Tanh	Tanh
6	MLP 30-30-3	35,80508	39,13043	37,43017	BFGS 7	SOS	Tanh	Tanh
7	MLP 30-29-3	38,13559	35,74879	37,98883	BFGS 14	SOS	Logistic	Tanh
8	MLP 30-16-3	36,97034	40,57971	40,78212	BFGS 5	Entropy	Tanh	Softmax
9	MLP 30-10-3	35,91102	39,13043	37,43017	BFGS 8	SOS	Tanh	Logistic
10	MLP 30-25-3	35,27542	38,16425	37,43017	BFGS 6	Entropy	Tanh	Softmax
11	MLP 30-18-3	37,07627	41,06280	39,10615	BFGS 6	Entropy	Tanh	Softmax
12	MLP 30-2-3	37,18220	38,16425	37,43017	BFGS 10	Entropy	Logistic	Softmax

13	MLP 30-11-3	37,60593	38,16425	37,98883	BFGS 8	Entropy	Tanh	Softmax
14	MLP 30-9-3	37,60593	36,23188	39,10615	BFGS 0	Entropy	Logistic	Softmax
15	MLP 30-20-3	36,75847	41,06280	40,22346	BFGS 6	Entropy	Tanh	Softmax
16	MLP 30-2-3	36,54661	39,13043	39,66480	BFGS 7	Entropy	Logistic	Softmax
17	MLP 30-22-3	36,01695	39,61353	40,22346	BFGS 5	Entropy	Tanh	Softmax
18	MLP 30-21-3	36,75847	41,06280	37,98883	BFGS 5	Entropy	Tanh	Softmax
19	MLP 30-23-3	36,97034	40,09662	42,45810	BFGS 7	Entropy	Logistic	Softmax
20	MLP 30-12-3	36,65254	37,68116	39,66480	BFGS 5	Entropy	Tanh	Softmax

The models described in table 42 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. The classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on the training set (the results of the best models are presented in Table 43).

Table 43. Results of the three-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth \ Decline \ Neutral-Neutral	Growth \ Decline \ Neutral-Growth	Growth \ Decline \ Neutral-Decline	Growth \ Decline \ Neutral-All
MLP 30-28-3	Total	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Correct	161,0000	167,0000	13,0000	341,0000
	Incorrect	138,0000	163,0000	302,0000	603,0000
	Correct (%)	53,8462	50,6061	4,1270	36,1229
	Incorrect (%)	46,1538	49,3939	95,8730	63,8771
MLP 30-5-3	Total	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Correct	87,0000	254,0000	16,0000	357,0000
	Incorrect	212,0000	76,0000	299,0000	587,0000
	Correct (%)	29,0970	76,9697	5,0794	37,8178
	Incorrect (%)	70,9030	23,0303	94,9206	62,1822
MLP 30-16-3	Total	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Correct	112,0000	237,0000	0,0000	349,0000

	Incorrect	187,0000	93,0000	315,0000	595,0000
	Correct (%)	37,4582	71,8182	0,0000	36,9703
	Incorrect (%)	62,5418	28,1818	100,0000	63,0297
MLP 30-18-3	Total	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Correct	115,0000	235,0000	0,0000	350,0000
	Incorrect	184,0000	95,0000	315,0000	594,0000
	Correct (%)	38,4615	71,2121	0,0000	37,0763
	Incorrect (%)	61,5385	28,7879	100,0000	62,9237
MLP 30-2-3	Total	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Correct	71,0000	271,0000	9,0000	351,0000
	Incorrect	228,0000	59,0000	306,0000	593,0000
	Correct (%)	23,7458	82,1212	2,8571	37,1822
	Incorrect (%)	76,2542	17,8788	97,1429	62,8178
MLP 30-11-3	Total	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Correct	147,0000	200,0000	8,0000	355,0000
	Incorrect	152,0000	130,0000	307,0000	589,0000
	Correct (%)	49,1639	60,6061	2,5397	37,6059
	Incorrect (%)	50,8361	39,3939	97,4603	62,3941
MLP 30-9-3	Total	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Correct	88,0000	259,0000	8,0000	355,0000
	Incorrect	211,0000	71,0000	307,0000	589,0000
	Correct (%)	29,4314	78,4848	2,5397	37,6059
	Incorrect (%)	70,5686	21,5152	97,4603	62,3941
MLP 30-20-3	Total	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Correct	102,0000	242,0000	3,0000	347,0000
	Incorrect	197,0000	88,0000	312,0000	597,0000
	Correct (%)	34,1137	73,3333	0,9524	36,7585
	Incorrect (%)	65,8863	26,6667	99,0476	63,2415
MLP 30-2-3	Total	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Correct	94,0000	248,0000	3,0000	345,0000
	Incorrect	205,0000	82,0000	312,0000	599,0000
	Correct (%)	31,4381	75,1515	0,9524	36,5466
	Incorrect (%)	68,5619	24,8485	99,0476	63,4534

MLP 30-12-3	Total	299,0000	330,0000	315,0000	944,0000
	Correct	107,0000	227,0000	12,0000	346,0000
	Incorrect	192,0000	103,0000	303,0000	598,0000
	Correct (%)	35,7860	68,7879	3,8095	36,6525
	Incorrect (%)	64,2140	31,2121	96,1905	63,3475

The data obtained showed that the best model is MLP 30-5-3, since has a maximum percentage of correct classifications of 37.82%.

The result of the three-factor classification "Growth / Decline / Neutral" for FIXP shares is presented in Supplement 14 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). The best result – 33.33% was seen in 8 out of 30 models (MLP 30-28-3, MLP 30-5-3, MLP 30-16-3, MLP 30-18-3, MLP 30-2-3, MLP 30-11-3, MLP 30-20-3, MLP 30-2-3, MLP 30-12-3). The worst result – 26.67% belongs to 3 models: MLP 30-10-3, MLP 30-9-3, MLP 30-22-3.

Using the constructed networks for the classification "Growth / Decline / Neutral" of the share price on the training and test samples, the data presented in table 44 were obtained.

Table 44. Percentage of correct three-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 43)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 14)
MLP 30-28-3	36,12	33,33
MLP 30-5-3	37,82	33,33
MLP 30-19-3	35,38	30,00
MLP 30-24-3	36,23	30,00
MLP 30-11-3	39,09	30,00
MLP 30-30-3	35,81	30,00
MLP 30-29-3	38,14	30,00
MLP 30-16-3	36,97	33,33
MLP 30-10-3	35,91	26,67
MLP 30-25-3	35,28	30,00
MLP 30-18-3	37,08	33,33
MLP 30-2-3	37,18	33,33
MLP 30-11-3	37,61	33,33
MLP 30-9-3	37,61	26,67

MLP 30-20-3	36,76	33,33
MLP 30-2-3	36,55	33,33
MLP 30-22-3	36,02	26,67
MLP 30-21-3	36,76	30,00
MLP 30-23-3	36,97	30,00
MLP 30-12-3	36,65	33,33

The study of the constructed three-factor classifications showed that the best model is MLP 30-5-3, since has the maximum value of the percentage of correct classifications for both the optimal sample and the test sample. The obtained result was not recognized as positive, because the percentage of correct classifications fluctuates between 32.00% and 38.00%, networks of this architecture are not suitable for three-factor classification.

2.8. Classification for OZON stock

A time series chart for the OZON stock is built (shown in Figure 8).

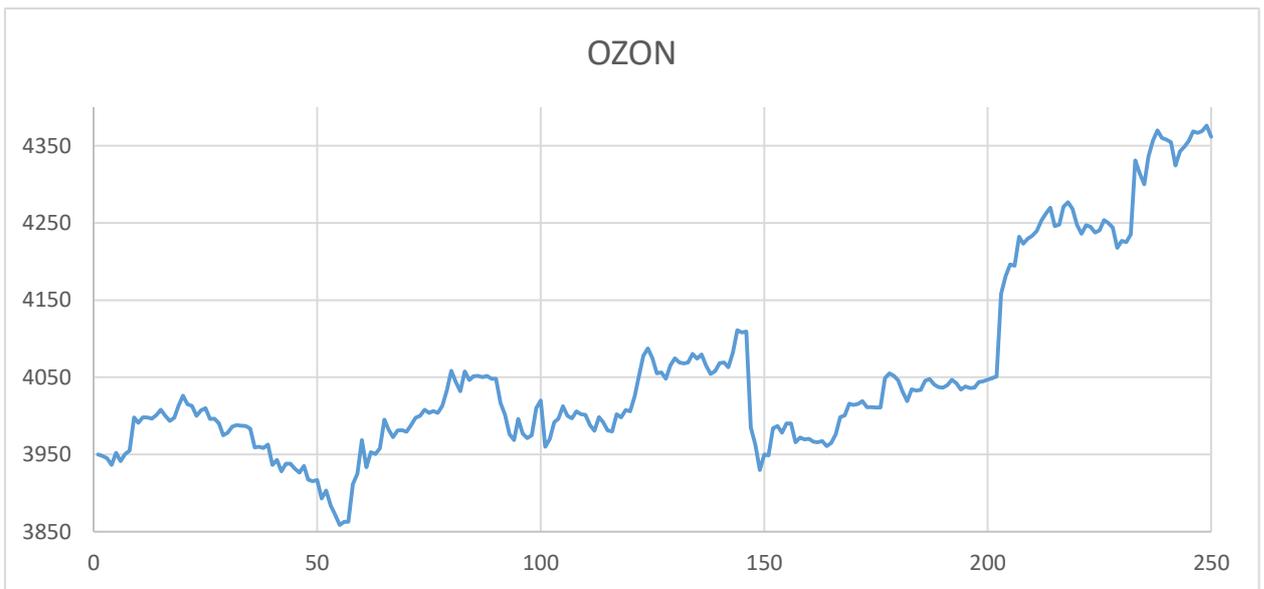


Figure 8. OZON time series

The two-factor classification for the OZON stock is considered in more detail. To train the network, we used two variables – continuous and categorical. The closing prices of the OZON stock were used as a continuous variable. As a categorical variable – the "Growth" value, if the price has increased in comparison with the previous value, in the opposite case – the "Decline" variable.

Of the available 2500 pairs of input parameters, 500 neural network models were built and the 20 best ones were selected. The results of neural network models are shown in Table 45.

Table 45. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron asset function	Output neuron asset function
1	MLP 30-2-2	51,96481	55,89041	50,00000	BFGS 7	SOS	Tanh	Logistic
2	MLP 30-29-2	52,49267	55,06849	51,92308	BFGS 3	Entropy	Logistic	Softmax
3	MLP 30-28-2	52,72727	55,06849	50,27473	BFGS 3	Entropy	Logistic	Softmax
4	MLP 30-10-2	52,19941	54,24658	51,92308	BFGS 12	SOS	Tanh	Logistic
5	MLP 30-11-2	52,25806	54,52055	51,92308	BFGS 4	SOS	Logistic	Logistic
6	MLP 30-15-2	51,73021	56,16438	50,27473	BFGS 4	SOS	Tanh	Identity
7	MLP 30-16-2	52,60997	54,79452	50,82418	BFGS 4	Entropy	Logistic	Softmax
8	MLP 30-9-2	52,90323	55,34247	51,09890	BFGS 5	Entropy	Logistic	Softmax
9	MLP 30-21-2	52,72727	55,34247	51,09890	BFGS 3	Entropy	Tanh	Softmax
10	MLP 30-12-2	52,08211	54,24658	52,74725	BFGS 6	Entropy	Logistic	Softmax
11	MLP 30-26-2	52,08211	53,69863	51,64835	BFGS 3	Entropy	Logistic	Softmax
12	MLP 30-3-2	52,37537	55,06849	51,92308	BFGS 4	SOS	Logistic	Exponential
13	MLP 30-6-2	52,55132	55,06849	51,09890	BFGS 3	Entropy	Tanh	Softmax
14	MLP 30-19-2	52,31672	54,24658	52,74725	BFGS 3	Entropy	Logistic	Softmax
15	MLP 30-22-2	51,96481	55,89041	50,27473	BFGS 6	Entropy	Tanh	Softmax
16	MLP 30-13-2	51,96481	55,89041	50,27473	BFGS 6	SOS	Tanh	Logistic
17	MLP 30-17-2	51,55425	56,16438	50,00000	BFGS 2	Entropy	Tanh	Softmax

18	MLP 30-24-2	52,08211	53,97260	51,92308	BFGS 2	Entropy	Logistic	Softmax
19	MLP 30-25-2	52,31672	55,06849	51,92308	BFGS 5	Entropy	Logistic	Softmax
20	MLP 30-23-2	52,02346	55,61644	50,00000	BFGS 1	SOS	Tanh	Exponential

The models described in Table 45 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. The classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on the training sample (the results of the best models are presented in table 46).

Table 46. Results of two-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth / Decline - 0	Growth / Decline - 1	Growth / Decline - All
MLP 30-28-2	Total	864,0000	841,0000	1705,000
	Correct	443,0000	456,0000	899,000
	Incorrect	421,0000	385,0000	806,000
	Correct (%)	51,2731	54,2212	52,727
	Incorrect (%)	48,7269	45,7788	47,273
MLP 30-21-2	Total	864,0000	841,0000	1705,000
	Correct	426,0000	473,0000	899,000
	Incorrect	438,0000	368,0000	806,000
	Correct (%)	49,3056	56,2426	52,727
	Incorrect (%)	50,6944	43,7574	47,273

The data obtained showed that the best models are MLP 30-21-2 and MLP 30-28-2, because they have a maximum percentage of correct classifications of 52.73%.

The result of the two-factor classification "Growth / Decline" for the test sample for OZON shares is presented in Appendix 15 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). The highest percentage of correct classifications for the two-factor classification is 70.00% on the test sample in the MLP 30-28-2 model. The result of 56.67% is found in 15 models at once. The lowest percentage of correct classifications is 53.33% for the models MLP 30-2-2, MLP 30-15-2, MLP 30-19-2.

Using the constructed networks for the "Growth / Decline" classification of the share price on the training and test samples, the data presented in Table 47 were obtained.

Table 47. Percentage of correct two-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 46)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 15)
MLP 30-2-2	51,96	53,33
MLP 30-29-2	52,49	70,00
MLP 30-28-2	52,73	63,33
MLP 30-10-2	52,20	56,67
MLP 30-11-2	52,26	56,67
MLP 30-15-2	51,73	53,33
MLP 30-16-2	52,61	56,67
MLP 30-9-2	52,90	56,67
MLP 30-21-2	52,73	56,67
MLP 30-12-2	52,08	66,67
MLP 30-26-2	52,08	56,67
MLP 30-3-2	52,38	56,67
MLP 30-6-2	52,55	56,67
MLP 30-19-2	52,32	53,33
MLP 30-22-2	51,96	56,67
MLP 30-13-2	51,96	56,67
MLP 30-17-2	51,55	56,67
MLP 30-24-2	52,08	56,67
MLP 30-25-2	52,32	56,67
MLP 30-23-2	52,02	56,67

The study of the constructed two-factor classifications showed that the best model is MLP 30-28-2, since has the maximum values of the percentage of correct classifications on the training and test samples. This classification can be used at the closing prices of the OZON stock, since the study results were satisfactory and the model classified the data provided well.

Considered a three-factor classification for the OZON stock. To train the network, we used two variables – continuous and categorical. The closing prices of

the OZON stock were used as a continuous variable. As a categorical variable - the value "Neutral" if the share price falls within the interval (-0.07%; 0.07%) of price fluctuations, the value "Growth" if the price has increased by more than 0.07 in comparison with the previous value %, the variable "Decline", when the price has decreased by more than 0.07% in comparison with the previous value.

20 neural network models have been built, which at a sufficient level will predict the direction of price fluctuations. The results of neural network models are shown in Table 48.

Table 48. Results of neural network models

№	Architecture	Production training	Control performance	Tested performance	Learning algorithm	Error function	Hidden neuron asset function	Output neuron asset function
1	MLP 30-3-3	38,82698	39,45205	39,28571	BFGS 6	SOS	Tanh	Logistic
2	MLP 30-29-3	39,29619	40,00000	42,03297	BFGS 11	SOS	Tanh	Tanh
3	MLP 30-28-3	39,23754	39,17808	41,20879	BFGS 10	Entropy	Tanh	Softmax
4	MLP 30-21-3	39,17889	38,90411	41,48352	BFGS 0	SOS	Logistic	Tanh
5	MLP 30-18-3	39,41349	37,80822	42,58242	BFGS 0	SOS	Tanh	Tanh
6	MLP 30-11-3	38,29912	39,17808	39,83516	BFGS 6	SOS	Tanh	Logistic
7	MLP 30-30-3	39,12023	39,17808	40,93407	BFGS 9	SOS	Logistic	Tanh
8	MLP 30-24-3	38,94428	39,17808	41,48352	BFGS 9	Entropy	Tanh	Softmax
9	MLP 30-23-3	39,06158	40,00000	41,20879	BFGS 11	SOS	Tanh	Tanh
10	MLP 30-6-3	38,94428	38,90411	39,56044	BFGS 9	SOS	Logistic	Tanh
11	MLP 30-12-3	38,59238	39,72603	39,56044	BFGS 5	SOS	Tanh	Logistic
12	MLP 30-25-3	38,47507	38,63014	39,83516	BFGS 5	Entropy	Logistic	Softmax
13	MLP 30-15-3	39,00293	38,90411	42,30769	BFGS 10	Entropy	Tanh	Softmax

14	MLP 30-5-3	38,70968	38,90411	40,10989	BFGS 5	Entropy	Logistic	Softmax
15	MLP 30-6-3	38,70968	40,00000	39,56044	BFGS 6	SOS	Logistic	Identity
16	MLP 30-19-3	38,82698	37,80822	40,10989	BFGS 0	SOS	Logistic	Identity
17	MLP 30-2-3	38,65103	39,17808	40,10989	BFGS 7	SOS	Logistic	Identity
18	MLP 30-27-3	38,59238	39,45205	40,65934	BFGS 16	SOS	Logistic	Tanh
19	MLP 30-10-3	39,76540	33,42466	39,56044	BFGS 0	SOS	Tanh	Exponential
20	MLP 30-20-3	39,00293	37,26027	42,03297	BFGS 0	SOS	Tanh	Identity

The models described in table 48 were compared with each other by calculating the percentage of correct classification, which shows how correctly the direction of the stock price change is predicted. The classification was carried out in the mathematical package STATISTICA on the training sample (the results of the best models are presented in table 49).

Table 49. Results of the three-factor classification (fragment)

Neural network model		Growth \ Decline \ Neutral-Neutral	Growth \ Decline \ Neutral-Growth	Growth \ Decline \ Neutral-Decline	Growth \ Decline \ Neutral-All
MLP 30-18-3	Total	426,0000	668,0000	611,0000	1705,000
	Correct	0,0000	515,0000	157,0000	672,000
	Incorrect	426,0000	153,0000	454,0000	1033,000
	Correct (%)	0,0000	77,0958	25,6956	39,413
	Incorrect (%)	100,0000	22,9042	74,3044	60,587
MLP 30-11-3	Total	426,0000	668,0000	611,0000	1705,000
	Correct	0,0000	589,0000	64,0000	653,000
	Incorrect	426,0000	79,0000	547,0000	1052,000
	Correct (%)	0,0000	88,1737	10,4746	38,299
	Incorrect (%)	100,0000	11,8263	89,5254	61,701
MLP 30-10-3	Total	426,0000	668,0000	611,0000	1705,000
	Correct	0,0000	473,0000	205,0000	678,000
	Incorrect	426,0000	195,0000	406,0000	1027,000
	Correct (%)	0,0000	70,8084	33,5516	39,765

	Incorrect (%)	100,0000	29,1916	66,4484	60,235
--	---------------	----------	---------	---------	--------

The data obtained showed that the best model is MLP 30-10-3, because has a maximum value of the percentage of correct classifications of 39.77%.

The result of the three-factor classification "Growth / Decline / Neutral" for OZON shares is presented in Supplement 16 (for convenience, the incorrect classification values were highlighted in red). The three-factor classification has the most frequent results of the constructed models: 9 (30.00% for 9 models and 20), 8 (26.67% for 4 models out of 20). The maximum score is 11 correct predicted values (MLP 30-11-3 model), which corresponds to 36.67%. The minimum result is 7 correct values (23.33%) for models MLP 30-12-3, MLP 30-25-3 and MLP 30-2-3.

Using the constructed networks for the classification "Growth / Decline / Neutral" of the share price on the training and test samples, the data presented in table 50 were obtained.

Table 50. Percentage of correct three-factor classification of neural networks

Neural network model	The percentage of correct classification on the training sample (Table 49)	The percentage of correct classification on the test sample (Supplement 16)
MLP 30-3-3	38,83	30,00
MLP 30-29-3	39,30	30,00
MLP 30-28-3	39,24	26,67
MLP 30-21-3	39,18	30,00
MLP 30-18-3	39,41	33,33
MLP 30-11-3	38,30	36,67
MLP 30-30-3	39,12	26,67
MLP 30-24-3	38,94	36,67
MLP 30-23-3	39,06	30,00
MLP 30-6-3	38,94	30,00
MLP 30-12-3	38,59	23,33
MLP 30-25-3	38,48	23,33
MLP 30-15-3	39,00	30,00
MLP 30-5-3	38,71	30,00
MLP 30-6-3	38,71	30,00
MLP 30-19-3	38,83	26,67

MLP 30-2-3	38,65	23,33
MLP 30-27-3	38,59	26,67
MLP 30-10-3	39,77	30,00
MLP 30-20-3	39,00	23,33

The study of the constructed three-factor classifications showed that the best model is MLP 30-11-3, which has a maximum percentage of correct classifications on the test set of 36.67% and quite high on the training set of 38.30%. But the constructed models for the three-factor classification should not be relied upon when making a further decision, since this way of making a decision is no different from tossing a coin.

Results of the study

The optimal volume of training samples for companies was selected:

- OJSC IrkutskEnergo (IRGZ) – 1300 values;
- PJSC Gazprom (GAZP), VTB Bank (VTBR), TCS Group Holding PLC (TCSG), Yandex (YNDX), Detsky Mir Group (DSKY), Ozon Holdings PLC (OZON) – 2500 values;
- Fix Price Group (FIXP) - 1400 values.

The results of the two-factor classification are presented in table 51.

Table 51. Results of two-factor classification.

Company	Иркутск Энерго	Газпром		ВТБ		TCS Group
Stock	IRGZ	GAZP		VTBR		TCSG
Industry	Energy	Energy		Bank		Bank
Model	MLP 30-19-2	MLP 30-11-2	MLP 30-12-2	MLP 30-25-2	MLP 30-7-2	MLP 30-3-2
Hidden neuron activation function	Tanh	Logistic	Logistic	Tanh	Tanh	Tanh
Output neuron activation function	Logistic	Softmax	Softmax	Softmax	Softmax	Tanh
Percentage of correct two-factor classifications on the training sample	64,18%	51,55%	52,61%	52,49%	51,96%	53,49%
Percentage of correct two-factor classifications on the test sample	80,00%	63,33%	66,67%	66,67%	70,00%	73,33%

Company	Yandex	Детский мир			Fix Price Group	Ozon
Stock	YNDX	DSKY			FIXP	OZON
Industry	IT	Goods for kids			Retail	Internet commerce, retail
Model	MLP 30-20-2	MLP 30-25-2	MLP 30-27-2	MLP 30-8-2	MLP 30-9-2	MLP 30-28-2
Hidden neuron activation function	Tanh	Logistic	Tanh	Tanh	Logistic	Logistic
Output neuron activation function	Softmax	Exponential	Exponential	Softmax	Tanh	Softmax
Percentage of correct two-factor classifications on the training sample	54,37%	47,98%	47,98%	55,72%	53,81%	52,73%
Percentage of correct two-factor classifications on the test sample	60,00%	76,67%	76,67%	66,67%	60,00%	63,33%

For the problem of two-digit classification "Growth / Decline", it was found that most of the constructed networks have a correct classification percentage of

more than 60.00%, which means that networks with this architecture can be used to solve the classification problem. These results can be considered positive, and the constructed networks can be used to predict the direction of price movement.

The results of the three-factor classification are presented in table 52.

Table 52. Results of the three-factor classification.

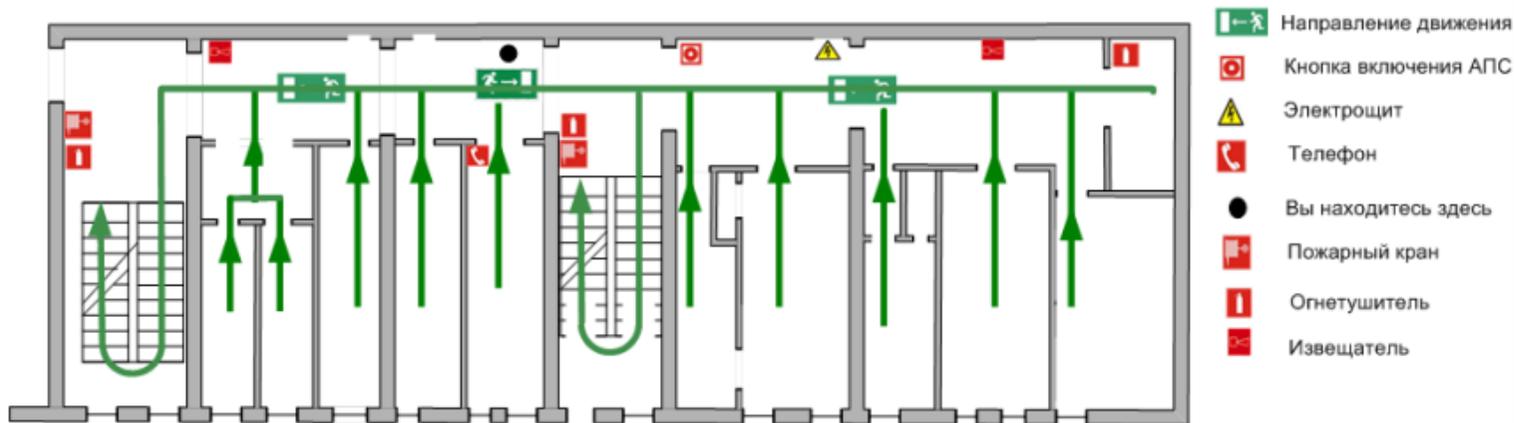
Company	Иркутск Энерго	Газпро м	ВТБ	TCS Group	Yandex	Детски й мир	Fix Price Group	Ozon
Stock	IRGZ	GAZP	VTBR	TCSG	YNDX	DSKY	FIXP	OZON
Industry	Energy	Energy	Bank	Bank	IT	Goods for kids	Retail	Internet commerce, retail
Model	MLP 30-22-3	MLP 30-6-3	MLP 30-13-3	MLP 30-29-3	MLP 30-23-3	MLP 30-22-3	MLP 30-5-3	MLP 30-11-3
Hidden neuron activation function	Tanh	Logisti c	Tanh	Tanh	Tanh	Logisti c	Tanh	Tanh
Output neuron activation function	Softmax	Expone ntial	Softma x	Logisti c	Softma x	Logisti c	Softmax	Logistic
Percentage of correct two- factor classifications on the training sample	38,37%	40,94%	41,11%	36,13%	42,40%	36,00%	37,82%	38,30%
Percentage of correct two- factor classifications on the test sample	43,33%	56,67%	63,33%	40,00%	46,67%	53,00%	33,33%	36,67%

For the problem of three-digit classification "Growth / Decline / Neutral", it was found that for all constructed networks the percentage of correct classification is 30.00 – 60.00%. The result obtained cannot be considered positive, since this method of making a decision is no different from tossing a coin. The study showed that networks with the considered architecture turned out to be of little use for the problem of three-valued classification "Growth / Decline / Neutral".

Приложение 18

План эвакуации в случае пожара

ПЛАН ЭВАКУАЦИИ
2-го этажа



Действия при пожаре
Сохранять спокойствие

1	Сообщить по телефону		<ul style="list-style-type: none"> • Адрес объекта • Место возникновения пожара • Свою фамилию
2	Эвакуировать людей		<ul style="list-style-type: none"> • Ориентироваться по знакам направления движения • Взять с собой пострадавших
3	По возможности принять меры по тушению пожара		<ul style="list-style-type: none"> • Использовать средства противопожарной защиты • При необходимости обесточить помещение

Ответственный за эвакуацию и включение системы оповещения
