

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 школы (НОЦ) Отделение экспериментальной физики

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Тема работы
Исследование возможности применения нейронных сетей для прогнозирования финансовых временных рядов

УДК 004.7.032.26:519.246:336

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
ОВМ81	Баяртуев Бато Раднаевич		

Руководитель ВКР

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОЭФ	Шинкеев Михаил Леонидович	к.ф.-м.н.		

КОНСУЛЬТАНТЫ:

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОСГН ШБИП	Киселева Елена Станиславовна	к.э.н.		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Старший преподаватель ООД ШБИП	Романова Светлана Владимировна			

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:

Руководитель ООП	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОЭФ	Трифонов Андрей Юрьевич	д.ф.-м.н.		

Томск – 2020 г.

ПЛАНИРУЕМЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ОСВОЕНИЯ ПО ООП

Код результата	Результаты обучения
	Общепрофессиональные компетенции
P1	Самостоятельно приобретать, развивать и применять математические, естественнонаучные, социально-экономические и профессиональные знания для решения нестандартных задач, в том числе в новой или незнакомой среде и в междисциплинарном контексте.
P2	Владеть и применять методы и средства получения, хранения, переработки и трансляции информации посредством современных компьютерных технологий, в том числе в глобальных компьютерных сетях.
P3	Демонстрировать культуру мышления, способность выстраивать логику рассуждений и высказываний, основанных на интерпретации данных, интегрированных из разных областей науки и техники, выносить суждения на основании неполных данных, анализировать профессиональную информацию, выделять в ней главное, структурировать, оформлять и представлять в виде аналитических обзоров с обоснованными выводами и рекомендациями.
P4	Анализировать и оценивать уровни своих компетенций в сочетании со способностью и готовностью к саморегулированию дальнейшего образования и профессиональной мобильности. Владеть, по крайней мере, одним из иностранных языков на уровне социального и профессионального общения, применять специальную лексику и профессиональную терминологию языка.
	Демонстрировать способность к самостоятельному обучению новым методам исследования, способность самостоятельно приобретать с помощью информационных технологий и использовать в практической деятельности новые знания и умения.
P5	Использовать на практике умения и навыки в организации исследовательских работ по использованию математических методов и моделирования для решения задач, способность организовывать и руководить работой команды.
P6	Совершенствовать и развивать свой интеллектуальный и общекультурный уровень. Проявлять инициативу, в том числе в ситуациях риска, брать на себя всю полноту ответственности.
	Профессиональные компетенции
P7	Разрабатывать стратегии и цели проектирования, критерии эффективности и ограничения применимости, новые методы, средства и технологии использования математических методов в экономике, науке и технике.
P8	Планировать и проводить теоретические исследования и компьютерные эксперименты при использовании математических методов в экономике, науке и технике.

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
ОВМ81	Баяртуев Бато Раднаевич

Тема работы:

Исследование возможности применения нейронных сетей для прогнозирования финансовых временных рядов

Утверждена приказом директора (дата, номер)

28.02.2020, № 59-75/с

Срок сдачи студентом выполненной работы:

31.05.2020


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 акций российских и иностранных компаний
Перечень подлежащих исследованию, проектированию и разработке вопросов <i>(аналитический обзор по литературным источникам с целью выяснения достижений мировой науки техники в рассматриваемой области; постановка задачи исследования, проектирования, конструирования; содержание процедуры исследования, проектирования, конструирования; обсуждение результатов выполненной работы; наименование дополнительных разделов, подлежащих разработке; заключение по работе).</i>	<ol style="list-style-type: none"> 1. Аналитический обзор по литературным источникам; 2. Подбор регрессионных моделей прогнозирования финансовых временных рядов; 3. Выбор архитектуры и параметров используемой нейронной сети; 4. Написание программных реализаций алгоритмов для прогнозирования финансовых временных рядов с помощью нейросетей; 5. Сравнительный анализ результатов, полученных с помощью нейросетей с традиционными методами прогнозирования на основе регрессионных моделей.
Перечень графического материала <i>(с точным указанием обязательных чертежей)</i>	Графики прогнозов нейронной сети
Консультанты по разделам выпускной квалификационной работы <i>(если необходимо, с указанием разделов)</i>	
Раздел	Консультант
Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	Киселева Елена Станиславовна kiselevaes@tpu.ru
Социальная ответственность	Романова Светлана Владимировна romanova@tpu.ru
Дата выдачи задания на выполнение выпускной квалификационной работы по линейному графику	09.03.2020

Задание выдал руководитель:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Шинкеев М.Л.	к.ф.-м.н., доцент		11.03.2020

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
0ВМ81	Баяртуев Б.Р.		11.03.2020

**ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА
«ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСОЭФФЕКТИВНОСТЬ И
РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ»**

Студенту:

Группа ОВМ81		ФИО Баяртуеву Бато Раднаевичу	
Школа	ИЯТШ	Отделение школы (НОЦ)	ОЭФ
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 и специального оборудования определены 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: -30% премии; 20% надбавки; 16% накладные расходы; 30% районный коэффициент.
3. Используемая система налогообложения, ставки налогов, отчислений, дисконтирования и кредитования	Коэффициент отчислений 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. Анализ конкурентных технических решений; 3. SWOT – анализ.
2. Разработка устава научно-технического проекта	1. Цели и результат проекта. 2. Организационная структура проекта.
3. Планирование процесса управления НТИ: структура и график проведения, бюджет, риски и организация закупок	1. Структура работ в рамках научного исследования; 2. Определение трудоемкости выполнения работ и разработка графика проведения научного исследования; 3. Расчет бюджета научно - технического исследования (НТИ).
4. Определение ресурсной, финансовой, экономической эффективности	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. Оценочная карта для сравнения конкурентных решений
2. SWOT-анализ
3. Инициация проекта
4. Рабочая группа проекта
5. Комплекс работ по разработке проекта
6. Временные показатели проведения научной работы
7. Календарный план-график проведения работ
8. Расчет бюджета затрат НИ

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику 09.03.2020

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОСГН ШБИП	Киселева Елена Станиславовна	к.э.н.		15.03.2020

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
ОВМ81	Баяртуев Бато Раднаевич		15.03.2020

**ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА
«СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ»**

Студенту:

Группа	ФИО
0BM81	Баяртуеву Бато Раднаевичу

Школа	ИЯТШ	Отделение (НОЦ)	ОЭФ
Уровень образования	Магистратура	Направление/специальность	01.04.02 Прикладная математика и информатика

Тема ВКР:

Исследование возможности применения нейронных сетей для прогнозирования финансовых временных рядов	
Исходные данные к разделу «Социальная ответственность»:	
1. Характеристика объекта исследования (вещество, материал, прибор, алгоритм, методика, рабочая зона) и области его применения	Объектом исследования являются цены закрытия акций российских и иностранных компаний. Работа проводилась в аудитории 427а 10-го корпуса НИИ ТПУ. Рабочая зона: компьютерный стол, стул, персональный компьютер (ПК). Область применения: прогнозирование финансовых временных рядов, машинное обучение.
Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:	
1. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности: – специальные (характерные при эксплуатации объекта исследования, проектируемой рабочей зоны) правовые нормы трудового законодательства; – организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны.	– «Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы» (СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03); – ГОСТ 12.2.032-78 «ССБТ. Рабочее место при выполнении работ сидя. Общие эргономические требования»; – «Трудовой кодекс Российской Федерации» от 30.12.2001 N 197-ФЗ (ред. от 16.12.2018)
2. Производственная безопасность:	– Отклонение показателей микроклимата; – Превышение уровня шума; – Недостаточная освещенность рабочей зоны; – Повышенное значение


	напряжения в электрической цепи, замыкание которой может произойти через тело человека; – Повышенный уровень электромагнитных излучений.
3. Экологическая безопасность:	Влияние объекта исследования на окружающую среду. – Утилизация компьютерной техники; – Утилизация бумаги, использованной в процессе разработки.
4. Безопасность в чрезвычайных ситуациях:	Чрезвычайная ситуация техногенного характера для данного помещения – пожар.

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику	09.03.2020
--	------------

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Старший преподаватель	Романова Светлана Владимировна			11.03.2020

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
0BM81	Баяртуев Бато Раднаевич		11.03.2020

Реферат

Пояснительная записка к магистерской диссертации выполнена на страницах машинописного текста, содержит 108 страниц, 29 таблиц, 28 рисунков, 19 формул, 28 источников, 2 приложения.

ФОНДОВЫЙ РЫНОК, ЦЕНЫ ЗАКРЫТИЯ АКЦИЙ,
ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ФИНАНСОВЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ,
НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, ДОЛГАЯ КРАТКОСРОЧНАЯ ПАМЯТЬ

Объектом исследования являются цены закрытия акций различных российских и американских компаний.

Целью работы является исследование возможности применения нейронных сетей для прогнозирования финансовых временных рядов.

Методы исследования: статистические методы, нейронные сети, изучение статей и периодических изданий по теме, анализ полученных данных.

В результате исследования была построена нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью с настраиваемыми параметрами.

Область применения: полученные результаты исследования могут быть использованы частными инвесторами, брокерами и компаниями, которые занимаются трейдингом.

Магистерская диссертация выполнена в текстовом редакторе *Microsoft Word*, для расчетов использовались пакеты программ *Python 3.8*, *MS Excel*.

СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	10
1. Теоретическая часть.....	12
1.1. Искусственные нейронные сети.....	12
1.2. Обучение нейронных сетей.....	14
1.3. Рекуррентная сеть LSTM-типа.....	16
1.4. Обзор литературы.....	19
2. Практическая часть.....	24
2.1. Построение нейронной сети типа LSTM.....	24
2.2. Прогнозирование цен закрытия акций с помощью нейронной сети LSTM типа.....	31
3. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение.....	45
3.1. Предпроектный анализ. потенциальные потребители результатов исследования.....	45
3.2. Анализ конкурентных технических решений с позиции ресурсоэффективности и ресурсосбережения.....	46
3.3. SWOT-анализ.....	48
3.4. Инициация проекта.....	49
3.5. Определение трудоемкости работ.....	52
3.6. Бюджет научно-технического исследования.....	55
3.7. Оценка сравнительной эффективности исследования.....	61
3.8. Реестр рисков проекта.....	64
3.9. Выводы по разделу "Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение".....	65
4. Социальная ответственность.....	67
4.1. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности.....	68
4.2. Производственная безопасность.....	72
4.3. Анализ вредных и опасных факторов.....	73
4.4. Экологическая безопасность.....	81
4.5. Безопасность при чрезвычайных ситуациях.....	82
4.6. Выводы по разделу "Социальная ответственность".....	85
Заключение.....	86
Список публикаций студента.....	88
Список использованной литературы.....	89
Приложение I.....	91
Приложение II.....	95

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 прогнозирования.

Развитие прогностики как науки в последние десятилетия привело к созданию множества методов, процедур, приемов прогнозирования, неравноценных по своему значению. По различным оценкам, насчитывается свыше ста методов прогнозирования. В связи с этим, перед специалистами возникает задача выбора методов, которые давали бы адекватные прогнозы для изучаемых процессов или систем. Поэтому, задача прогнозирования временных рядов является актуальной, поскольку в условиях рыночной экономики у предприятия возникает потребность изучения данных о состоянии деятельности в прошлом с целью оценки будущих условий и результатов работы. До недавних пор основными методами прогнозирования 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.

Нейронная сеть представляет собой математический инструмент, позволяющий моделировать разного рода зависимости, примерами которых могут быть линейные модели, обобщенно линейные модели, нелинейные модели. Возможность смоделировать нелинейные зависимости является главным достоинством нейронных сетей. Способность нейронной сети к обобщению и выделению скрытых зависимостей между входными и выходными данными приводит к способности нейронной сети к прогнозированию. Обученная нейронная сеть способна предсказать будущее

значение каких-то существующих в настоящий момент времени факторов на основе их предыдущих значений.

В данном исследовании была рассмотрена модель, а затем построена и протестирована рекуррентная нейронная сеть *LSTM*-типа, главной особенностью которой является способность запоминать информацию на долгие периоды времени.

Целью магистерской диссертации является исследование возможности применения нейронных сетей для прогнозирования финансовых временных рядов.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Изучить литературу, проанализировать информацию и построить нейронную сеть *LSTM*-типа.
2. Подготовить необходимые датасеты для проведения серии экспериментов.
3. Провести эксперименты с различными параметрами сети для получения большего количества информации в целях анализа работы модели.
4. Провести сравнительный анализ полученных результатов.

1. Теоретическая часть

1.1. Искусственные нейронные сети

В основе нейросетевых технологий лежит идея о том, что функционирование биологического нейрона можно промоделировать относительно простыми математическими моделями, а вся глубина и гибкость человеческого мышления и другие важнейшие качества нервной системы определяются не сложностью нейронов, а их большим числом и наличием сложной системы связей между ними. [1]

Принципиальная схема искусственного нейрона представлена на рисунке 1.

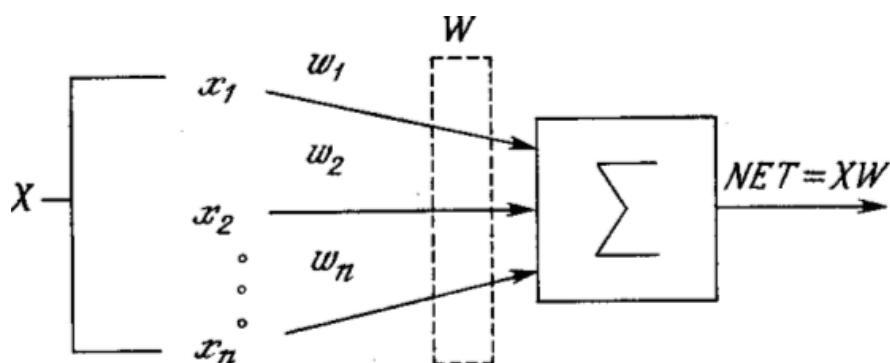


Рисунок 1 - Принципиальная схема искусственного нейрона

На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов, каждый из которых является выходом другого нейрона. Каждый вход умножается на соответствующий вес, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона. Здесь множество входных сигналов, обозначенных x_1, x_2, \dots, x_n , поступает на искусственный нейрон. Каждый сигнал умножается на соответствующий вес w_1, w_2, \dots, w_n , и поступает на суммирующий блок, обозначенный Σ . Множество весов в совокупности обозначается вектором W . Суммирующий блок, соответствующий телу биологического элемента, складывает взвешенные входы алгебраически, создавая выход NET . [2]

Сигнал NET преобразуется активационной функцией F и дает выходной нейронный сигнал OUT . Активационная функция может быть обычной линейной функцией

$$OUT = K * NET, \quad (1)$$

где K - постоянная пороговой функции, или же функцией, более точно моделирующей нелинейную передаточную характеристику биологического нейрона и представляющей нейронной сети большие возможности. [3]

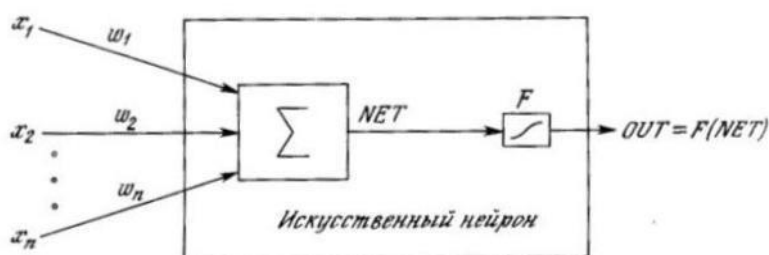


Рисунок 2 - Искусственный нейрон с активационной функцией

На рисунке 2 блок, обозначенный F , принимает сигнал NET и выдает сигнал OUT . В качестве сжимающей функции часто используется логистическая или сигмоидальная (S -образная) функция. Эта функция математически выражается как

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (2)$$

Свою силу нейронные сети черпают, во-первых, из распараллеливания обработки информации и, во-вторых, из способности самообучаться, т.е. создавать обобщения. Под термином обобщение понимается способность получать обоснованный результат на основании данных, которые не встречались в процессе обучения. [4]

Таким образом, можно привести следующие преимущества и достоинства нейронных сетей перед традиционными вычислительными системами:

1. Решение задач при неизвестных закономерностях.
2. Устойчивость к шумам во входных данных.
3. Адаптация к изменениям окружающей среды.
4. Потенциальное сверхвысокое быстродействие.
5. Отказоустойчивость при аппаратной реализации нейронной сети.

1.2. Обучение нейронных сетей

Под обучением нейронных сетей понимается процесс настройки архитектуры сети (структуры связей между нейронами) и весов синаптических связей (влияющих на сигналы коэффициентов) для эффективного решения поставленной задачи. Обычно обучение нейронной сети осуществляется на некоторой выборке. По мере процесса обучения, который происходит по некоторому алгоритму, сеть должна все лучше и лучше (правильнее) реагировать на входные сигналы. [5]

Выделяют три парадигмы обучения: с учителем, без учителя (или самообучение) и смешанная. В первом способе известны правильные ответы к каждому входному примеру, а веса подстраиваются так, чтобы минимизировать ошибку. Обучение без учителя позволяет распределить образцы по категориям за счёт раскрытия внутренней структуры и природы данных. При смешанном обучении комбинируются оба подхода.

Среди множества алгоритмов обучения с учителем наиболее успешным является алгоритм обратного распространения ошибки. Его основная идея заключается в том, что изменение весов синапсов происходит с учетом локального градиента функции ошибки. Разница между реальными и правильными ответами нейронной сети, определяемыми на выходном слое, распространяется в обратном направлении (рисунок 3) - навстречу потоку сигналов. В итоге, каждый нейрон способен определить вклад каждого своего

веса в суммарную ошибку сети. Простейшее правило обучения соответствует методу наискорейшего спуска, то есть изменения синаптических весов пропорционально их вкладу в общую ошибку.

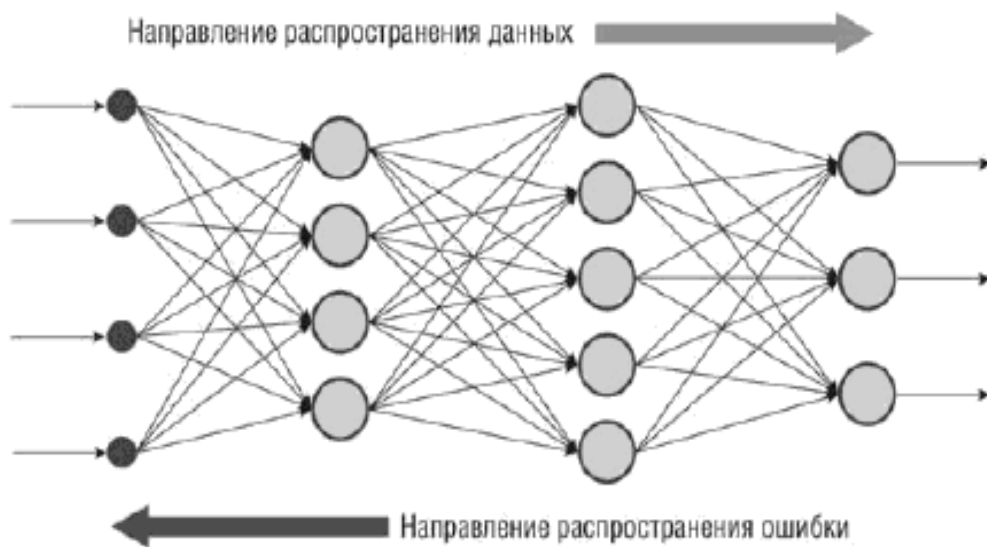


Рисунок 3 – Метод обратного распространения ошибки для многослойной полносвязной нейронной сети

При подобном обучении нейронной сети нет уверенности, что она обучилась наилучшим образом, поскольку всегда существует возможность попадания алгоритма в локальный минимум (рисунок 4). Для этого используются специальные приемы, позволяющие "выбить" найденное решение из локального экстремума. Если после нескольких таких действий нейронная сеть сходится к тому же решению, то можно сделать вывод о том, что найденное решение, скорее всего, оптимально. [6]

Поправка к весовым коэффициентам:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}^{(n)}}, \quad (3)$$

где w - коэффициент синаптической связи, η - коэффициент скорости обучения сети, E - функция суммарной ошибки сети.

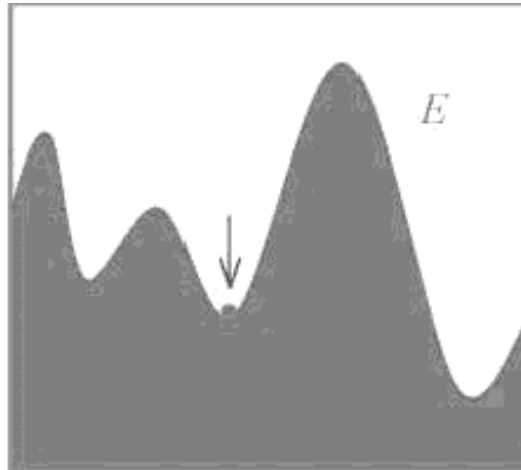


Рисунок 4 – Метод градиентного спуска при минимизации ошибки сети.
 Попадание в локальный минимум [7]

Основная задача обратного распространения состоит в том, как получить оценку ошибки для нейронов скрытых слоев. Очевидно, что известные ошибки, совершаемые нейронами выходного слоя, возникают вследствие неизвестных пока ошибок нейронов скрытых слоев. Чем больше значение синаптической связи между нейроном скрытого слоя и выходным нейроном, тем сильнее ошибка первого влияет на ошибку второго. Следовательно, оценку ошибки элементов скрытых слоев можно получить, как взвешенную сумму ошибок последующих слоев. При обучении информация распространяется от низших слоев иерархии к высшим, а оценки ошибок, делаемые сетью - в обратном направлении, что и отражено в названии метода.

Алгоритм обратного распространения применим к сетям с любым количеством слоев: как к сетям прямого распространения, так и к содержащим обратные связи. [8]

1.3. Рекуррентная сеть LSTM-типа

Сети прямого распространения, или многослойные перцептроны, имеют фиксированное число входов, и каждый из них воспринимается остальными как

независимый. Однако, в рекуррентных сетях связи между нейронами не ограничиваются исключительно движением информации в одну сторону, но также имеется возможность вернуть значение «самому себе». Таким образом, нейрон может запоминать информацию, которая была подана ранее на вход. Именно поэтому рекуррентные нейронные сети являются наилучшим выбором для прогнозирования временных рядов и последовательностей.

Задачи по характеру входов и выходов разделяют на пять вариантов [9]:

- один вход, один выход (*one-to-one*);
- один вход, последовательность выходов (*one-to-many*);
- последовательность входов, один выход (*many-to-one*);
- последовательность на входе, последовательность на выходе (*many-to-many*);
- синхронизированные последовательности входов и выходов (*synchronized many-to-many*).

Обычные рекуррентные сети очень плохо справляются с ситуациями, когда нужно что-то "запомнить" надолго: влияние скрытого состояния или входа с шага t на последующие состояния рекуррентной сети экспоненциально затухает. Именно поэтому в данном исследовании использована модель *LSTM* [10] (*Long Short-Term Memory*), где добавляется дополнительная ячейка для моделирования "долгой памяти". Простой блок с долгой краткосрочной памятью представлен на рисунке 5.

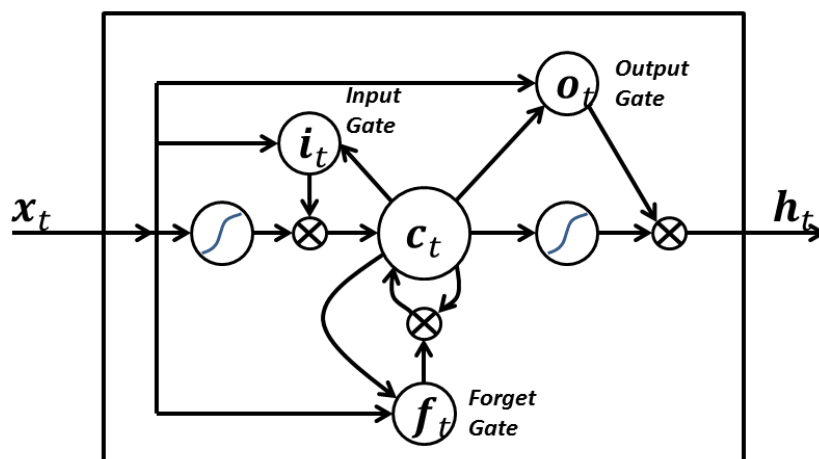


Рисунок 5 - Блок-схема ячейки типа *LSTM*

Подобная задача рассматривалась в статье *Prediction Stock Prices Using LSTM* [11], где в качестве инструмента выступал *NIFTY 50* с 5-летней временной выборкой и последующим обучением на 250 и 500 эпохах, а также в работе М. Хэнссона [12], в которой после анализа было сделан вывод о том, что рекуррентные нейронные сети *LSTM* могут прогнозировать события не на всех рынках и инструментах. Предполагается, что на более развитых рынках происходит снижение качества результатов за счет использования аналогичных/обратных моделей для спекулятивных действий.

1.4. Обзор литературы

В статье [13] рассмотрен алгоритм решения задачи прогнозирования временных рядов при помощи нейронной сети. В работе представлена первичная обработка исходных данных и построена самообучающаяся искусственная нейронная сеть.

На практике наиболее распространен случай использования искусственных нейронных сетей, когда прогноз значений временного ряда осуществляется на 1 отсчет времени вперед, используя τ предыдущих значений. В этом случае на вход подается вектор $x(t) = (x_{t-\tau+1}, x_{t-\tau+2}, \dots, x_t)$, а на выходе появляется значение τ . Параметр τ - глубина погружения или ширина окна.

В этом случае схема применения нейронной сети для прогнозирования значений временного ряда выглядит следующим образом:

1. Выбирается параметр τ – глубина погружения;
2. Исследуемый временной ряд делится на множество обучающих примеров, для формирования обучающей выборки;
3. Выбирается структура искусственной нейронной сети (фиксируется количество входов, которое равно значению τ);
4. Осуществляется обучение искусственной нейронной сети на обучающей выборке.

В качестве примера была рассмотрена задача прогнозирования объема перевозок на будущие периоды времени. Был использован пакет *STATISTICA Neural Networks*, в котором можно выполнять прогноз на любое количество шагов. После вычисления очередного предполагаемого значения, данное значение подставляется обратно в ряд и с его помощью (а также с помощью предыдущих значений) получается следующий прогноз - создается проекция временного ряда.

Параметр τ был принят равным 12-и (ежемесячные наблюдения), в качестве сети был выбран Трёхслойный персептрон. Обучив сеть методом Левенберга - Маркара были получены следующие результаты (рисунок 6).

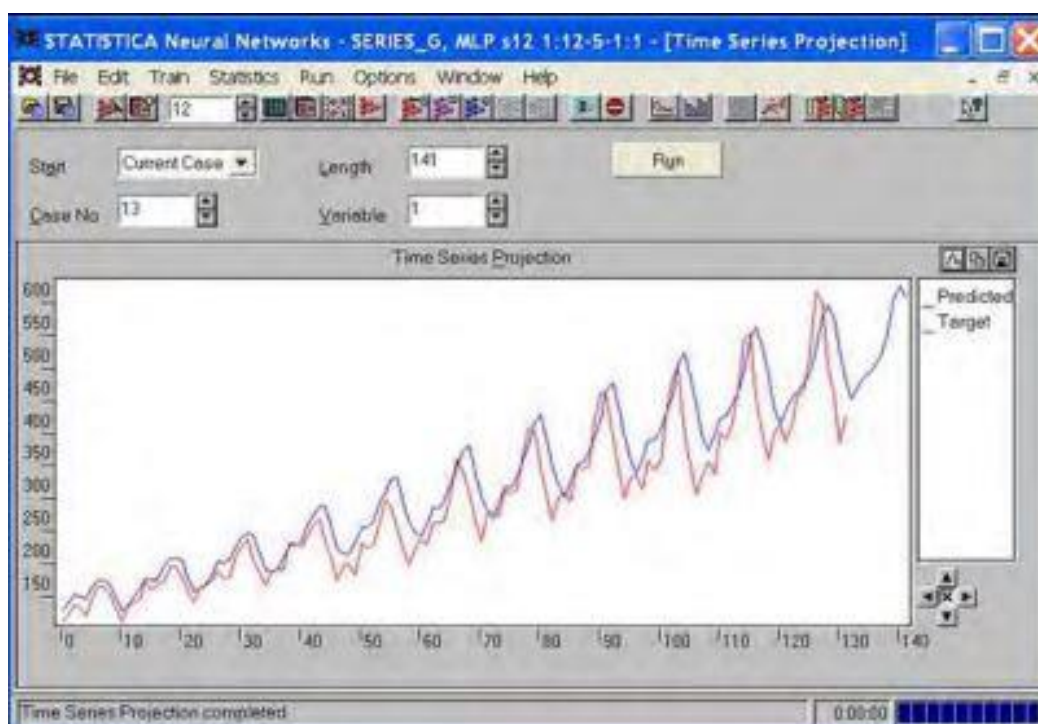


Рисунок 6 - Окно проекции временного ряда. Синяя кривая - прогнозируемая

Можно заметить, что прогнозируемая кривая обучилась достаточно хорошо, так как имеются незначительные отклонения между исходным и прогнозируемыми рядами.

В работе [14] была изучена возможность применения нейронных сетей для прогнозирования валютных пар, восстановления динамических моделей курсов акций. Был реализован алгоритм динамических нейронных сетей для *Forex*. По мнению авторов, наиболее эффективными в случае прогнозирования финансовых рынков являются динамические сети *DAN2* (рисунок 7), в которых каждый слой сети хранит информацию о предыдущих слоях, на значения которых последовательно накладываются некоторые колебания заданного типа. [15]

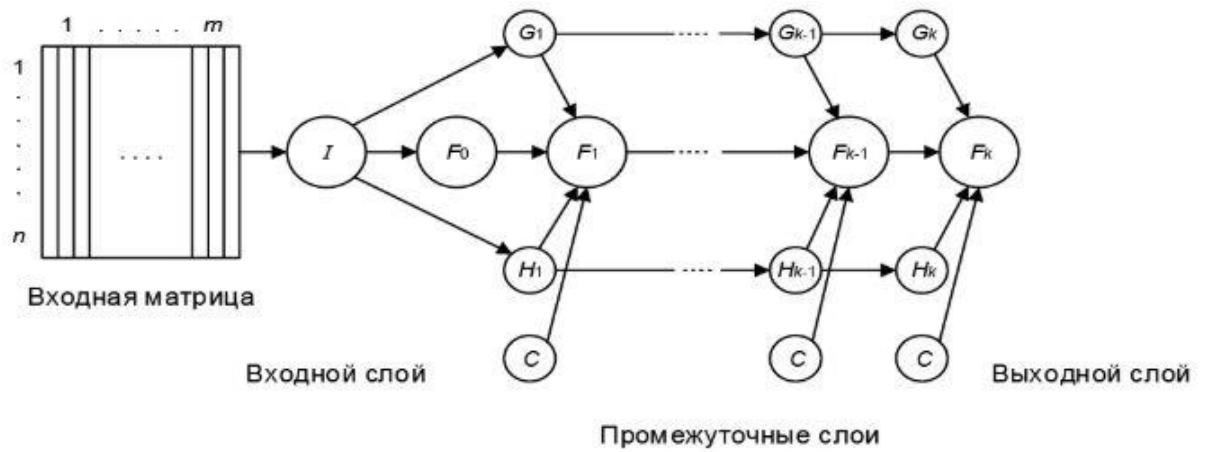


Рисунок 7 - Обобщенная схема сети DAN2

Для увеличения энтропии требовалось приблизить данные к равномерному распределению:

$$\Delta Close_i = Close_i - Close_{i-1}, \quad (4)$$

$$S(\Delta Close_i) = \frac{1}{1 + e^{-1.5 \cdot 100 \cdot \Delta Close_i}} - 0.5 \quad (5)$$

По результатам спектрального анализа был вычислен период $T = 3$. Была выдвинута гипотеза о зависимости валютного курса в прогнозируемый момент времени от значений за предыдущие 3 момента времени. Необходимое число слоев динамической сети для описания прогнозируемой величины по теореме Колмогорова равно 8. Результаты представлены на рисунке 8.

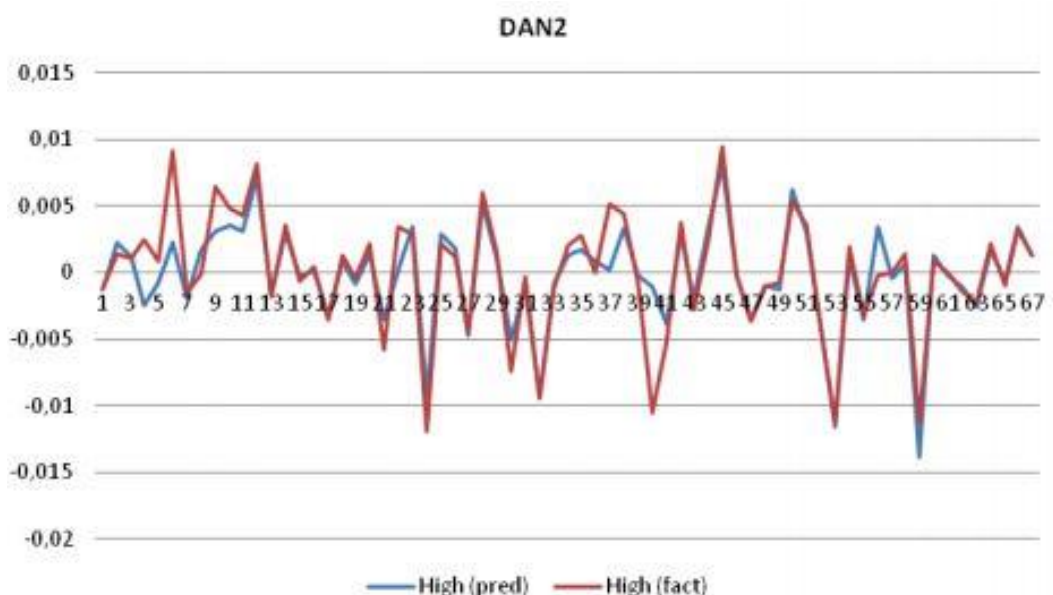


Рисунок 8 - Результаты *DAN2* на тестовом множестве. Синяя кривая - прогнозируемая

В работе [16] была рассмотрена задача прогноза финансовых временных рядов с помощью нейронной сети *LSTM*. Рассматриваемая сеть не использует функцию активации внутри своих рекуррентных компонентов. Таким образом, хранимое значение не размывается во времени, и градиент не исчезает при использовании метода обратного распространения ошибки во времени при тренировке сети. В качестве примера анализировался временной ряд, составленный из финансовых индексов валютной пары *EUR/USD* с периодом исследования, равным суткам с учетом цен закрытия. Данная задача была реализована в программной среде *MATLAB*. Для обучения ИНС были использованы данные двух рядов - ряда логарифмической доходности p_i и фактический тренд функции активации $F(a_i)$, полученных до прогноза:

$$F(a_i) = \begin{cases} 0, \text{ если } \left(\sum_{j=1}^n W_{ij} p_j \right) + b_i < 0; \\ 1, \text{ если } \left(\sum_{j=1}^n W_{ij} p_j \right) + b_i \geq 0, \end{cases} \quad (6)$$

где W_{ij} - матрица скалярных весов, b_i - скалярное смещение.

Значения параметров веса и смещения созданной нейронной сети определялось эмпирическим путем, в зависимости от того, насколько значение логарифмической доходности велико или низко на данном этапе времени, что позволяло судить о значительном либо незначительном изменении направления тренда или наблюдать стагнацию цен актива.

В процессе обучения использовалось 115 примеров, ошибка прогноза составила 42%. Автор предполагает, что сама сеть будет корректировать свои параметры, для того, чтобы достигнуть более точного совпадения фактических значений тренда и значений, полученных в результате работы сети через функцию активации.

2. Практическая часть

2.1. Построение нейронной сети типа LSTM

Для прогнозирования финансовых временных рядов с использованием нейронной сети была использована интегрированная среда разработки *PyCharm*, предназначенная для языка программирования *Python*. В качестве интерпретатора был использован *Python 3.8 (64x)*. Для построения сети была использована открытая нейросетевая библиотека *Keras*, нацеленная на взаимодействия с сетями глубинного обучения.

Сперва были загружены следующие вспомогательные библиотеки:

- *Numpy* поддерживает многомерные матрицы и высокоуровневые математические функции, используемые для работы с многомерными массивами.
- *Matplotlib* в этой работе предназначена для визуализации данных двумерной графикой.
- *Pandas* предоставляет специальные структуры данных и операции для манипулирования числовыми таблицами и временными рядами.
- *Scikit-learn* специализируется на задачах классификации, регрессии, кластеризации, понижения размерности и детектирования аномалий.

Используемый датасет (база используемых данных) для прогнозирования цен закрытия акций включает в себя следующие величины:

1. Дата;
2. Цена открытия;
3. Ценовой максимум;
4. Ценовой минимум;
5. Цена закрытия;
6. Объем торгов.

При использовании большого датасета необходима предварительная обработка данных.

Начать стоит с создания *DataFrame* - многомерных массивов с метками для строк и столбцов, а также зачастую с неоднородным типом данных и/или пропущенными данными. *DataFrame* является одной из самых главных структур данных библиотеки *pandas*. Эти массивы создаются с индексами по столбцам, в рассматриваемом случае - с цены открытия.

Цены акций, используемых в вычислениях, часто увеличиваются со временем, что приводит к выходу большинства значений в тестовом наборе за допустимые пределы. Получается так, что сеть должна предсказать значения, которые она никогда не видела раньше. Очевидно, что рано или поздно модель перестает вести себя адекватно. В первую очередь для адекватной работы сети в целом, нужно нормировать используемые датасеты. Для этой задачи из библиотеки *scikit-learn* был вызван класс *MinMaxScaler*. Для каждого значения в датасете *MinMaxScaler* вычитает минимальное значение из датасета и делит на диапазон - разницу между исходным максимумом и минимумом (по умолчанию он составляет от 0 до 1). Использование данного класса неслучайно - *MinMaxScaler* позволяет объекту "запоминать" атрибуты данных, в которые помещен. Это не приводит к значительному изменению информации, встроенной в исходные данные.

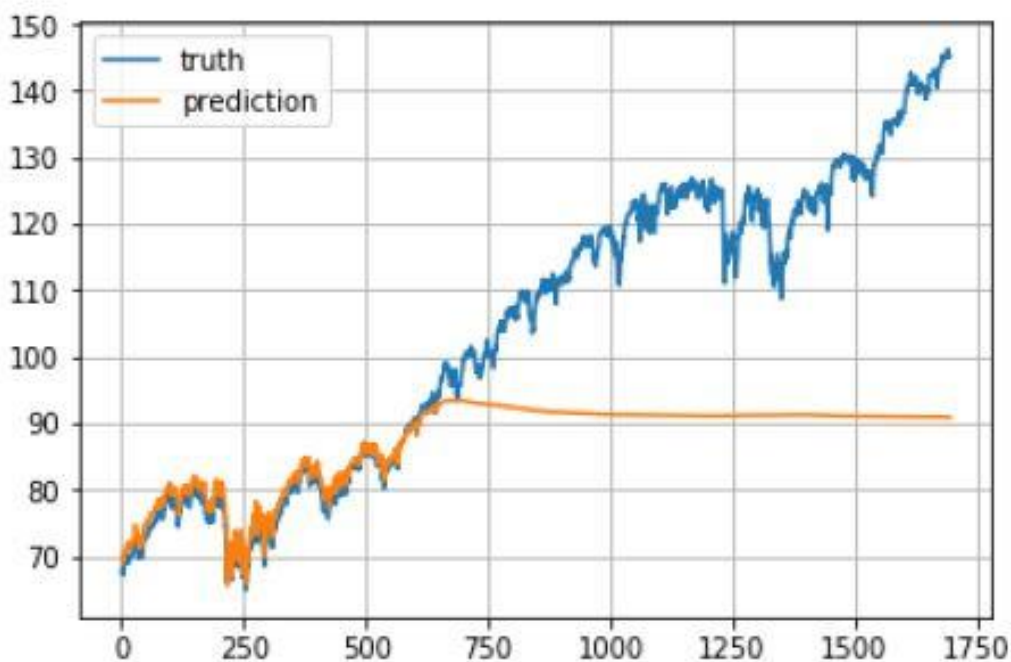


Рисунок 9 - Пример использования ненормированного датасета

Для адекватной работы сети также важно центрирование данных - наличие у данных среднего значения и среднеквадратического отклонения. Происходит это следующим образом: вычитается среднее значение, а затем этот результат делится на стандартное отклонение:

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (7)$$

Изначально эта процедура происходит на тренировочном наборе данных, но затем это свойство нужно перенести на тренировочную выборку. Однако, необходимо использовать те же два параметра, которые использовались для центрирования обучающего датасета. Функция *fit_transform()* из библиотеки *scikit-learn*, используемая в этой работе, помогает совершить эти две операции одновременно (вычислить и применить к выборке эти параметры).

```
8 # Создание датафрейма
9 training_dataframe = training_dataset.iloc[:, 1:2].values
10
11 # Нормирование данных
12 from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
13 scaling = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
14
15 # Центрирование данных
16 scaled_training_dataframe = scaling.fit_transform(training_dataframe)
```

Рисунок 10 - Фрагмент кода

Подготовив данные, можно приступить к их структурированию. В созданных массивах данных тренировочного набора сеть будет учитывать x значений для прогнозирования $(x+1)$ -го. Функция *append()* поможет добавить новый элемент в список. Для создания массива класса *ndarray* была задействована функция *np.array*.

Далее нужно подготовить массив для его использования в сети в качестве входного сигнала. Функция *reshape()* изменяет форму массива без изменений его данных. Упомянутые операции проиллюстрированы на рисунке 11.

```
27 # Создание многомерных массивов
28 x_train, y_train = np.array(x_train), np.array(y_train)
29
30 # Следует изменить форму массива для использования его в качестве входа
31 x_train = np.reshape(x_train, (x_train.shape[0], x_train.shape[1], 1))
```

Рисунок 11 - Фрагмент кода

Так как входные данные были подготовлены для работы, то настало время для построения сети. Для этого, в первую очередь, необходимо загрузить пакеты данных из библиотеки *Keras*:

- *Sequential* используется в качестве графа слоев - модели последовательной сети.
- *Dense* применяется для создания скрытых (полносвязных) слоев сети.
- *LSTM* предназначен для создания слоев с долгой краткосрочной памятью для долговременного хранения информации.
- *Dropout* задействован в качестве инструмента для исключения случайного набора узлов с заданной вероятностью в каждом цикле обновления весов сети. Необходим для решения проблемы переобучения сети.

Создание первого *LSTM*-слоя сети происходило следующим образом. Аргументом *units* задавалось число внутренних блоков *LSTM*-сети. Настройка *return_sequences* определяет возвращать ли последний вывод как результат работы программы, или "отправить этот вывод дальше". Для этого аргумента был выбран параметр *True*, так как предполагается дальнейшее включение дополнительных слоев *LSTM*-типа (*False* для остановки).

Входной сигнал для каждого слоя *LSTM* должен иметь три размерности (термины из англоязычной литературы):

1. *Sample*. Один ряд - один пример (*sample*). *Batch* (важный в рассмотрении термин, который будет затронут позже) - партия (пакет данных) состоит из одного или нескольких примеров.
2. *Time Step*. Временной шаг - точка наблюдения в примере (например, один день).
3. *Feature*. Признак (особенность) - наблюдение во временной шаг.

Задавая поочередно как аргументы в *input_shape* эти величины можно определить входной *LSTM*-слой. Например, *input_shape=(5,3)* означает, что сеть ожидает как минимум один пример, 5 временных шагов и 3 признака.

Функция активации является важным параметром слоя - он определяет выходное значение нейрона в зависимости от результата взвешенной суммы входов и порогового значения. По умолчанию в *Keras* функцией активации для слоя *LSTM* является гиперболический тангенс *tanh*, для полносвязного слоя - линейная функция. Для прогнозирования финансовых временных рядов рекомендуется использовать линейные функции активации.

В конце построения слоя был добавлен вес для параметра исключения нейронов *dropout* (в *Keras* по умолчанию он равен 0). "Изгнание" нейрона означает, что для любых входных данных или параметров он возвращает 0. Таким образом, нейроны, подвергшиеся процедуре *dropout* не вносят никакого вклада в процесс обучения сети ни на одном из этапов алгоритма обратного распространения ошибки. Значит, исключение хотя бы одного нейрона равнозначно обучению новой нейросети.

Варьируя количество слоев сети, в итоге приходится применить параметр *False* для *return_sequences* (последний, выходной слой) и аргумент *units=1* для слоя *Dense*.

Далее стоит выбрать алгоритм оптимизации модели обучения, используемый для нахождения весов или коэффициентов, и функцию потерь *loss* в качестве параметров метода *compile* класса *model*. Для данной задачи был

использован оптимизатор "Adam". Данный вид оптимизации представляет собой метод стохастического градиентного спуска, основанный на оценке моментов первого и второго порядков. Из документации *Keras*: этот метод эффективен в вычислениях, имеет небольшую потребность в памяти и хорошо подходит для задач с большими объемами данных. [17] Цель функции потерь - вычислить ошибку, которую модель должна стремиться минимизировать в процессе обучения. В рамках данного исследования в качестве функции потерь была выбрана среднеквадратическая ошибка модели (*mean squared error*).

Используя *fit* можно начать тренировку сети, предварительно задав параметры *batch_size* (подмножество обучающей выборки фиксированного размера (количество примеров)) и *epochs*. Эпохой называется одна итерация в процессе обучения сети, то есть весь датасет один раз прошел через сеть в прямом и обратном направлении. Так как невозможно пропустить весь датасет разом, то его делят на батчи - маленькие партии. Очень важно корректно оценить требуемое количество эпох, ведь их малое количество приводит к недообучению, а слишком большое - к переобучению.

```
65 # Выбор алгоритма оптимизации и функции потерь
66 forecast.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
67
68 # Настройка параметров тренировки сети
69 forecast.fit(x_train, y_train, batch_size=32, epochs=100)
```

Рисунок 12 - Фрагмент кода

Предварительно загрузив тестовую выборку, также, как и для тренировочной выборки, был создан датафрейм (*DataFrame*). С помощью функции *concat()* библиотеки *pandas* объединялись обучающая и тестовая выборки. Затем следует получить, изменить форму массива и, используя *transform* из библиотеки *scikit-learn*, центрировать данные.

```
77 # Объединение датасетов
78 dataset = pd.concat((training_dataset['Close'], test_dataset['Close']), axis=0)
79
80 # Получение первых данных для прогнозирования
81 forecast_data = dataset[len(dataset) - len(test_dataset) - 75:].values
```

Рисунок 13 - Фрагмент кода

Теперь можно приступить непосредственно к прогнозированию, воспользовавшись *predict()*, предварительно создав массив класса *ndarray* и подогнав выборку к приемлемому для прогнозирования виду (функция *reshape*). Задействовав *inverse_transform()*, результаты прогнозирования были получены в абсолютных единицах (доллар США и российский рубль).

2.2. Прогнозирование цен закрытия акций с помощью нейронной сети LSTM типа

Все использованные в работе выборки были взяты с [18] и [19]. Для прогнозирования был использован датасет акций ПАО "Аэрофлот" в период с ноября 2013-го года по ноябрь 2019-го. Следует отметить, что недостаточный объем обрабатываемых данных может привести к неадекватному поведению сети.

Для первого типа прогнозирования использовалась только выборка *Close* - цены закрытия акции. Тренировочная выборка состояла из 1499 цен акций в период 01.11.2013-29.10.2019, тестовая - в период 01.11.2019-29.11.2019. Для упрощения есть смысл привести в таблицу параметры работы нейронной сети:

Таблица 1 - Параметры сети

Количество слоёв <i>LSTM</i>	4
Количество блоков слоя <i>LSTM (units)</i>	50
Количество полносвязных слоёв (<i>Dense</i>)	1
Функция активации	<i>linear, tanh</i>
Параметр <i>Dropout</i>	0.2
<i>Batch-size</i>	64
Количество эпох	200

С помощью значения *loss*-функции можно контролировать процесс обучения. На момент прохождения 8-й эпохи (рисунок) *loss*-функция "*mean_squared_error*" даёт значение 0,0025, которое сеть должна минимизировать с прохождением каждой эпохи. Действительно, к концу вычислений - на двухсотой эпохе (рисунок) это значение было уменьшено до 0,000729.


```

64/1430 [>.....] - ETA: 3s - loss: 0.0018
128/1430 [=>.....] - ETA: 3s - loss: 0.0025
192/1430 [==>.....] - ETA: 3s - loss: 0.0021
256/1430 [====>.....] - ETA: 2s - loss: 0.0021
320/1430 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 0.0022
384/1430 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 0.0024
448/1430 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 0.0025
512/1430 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 0.0026
576/1430 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 0.0026
640/1430 [=====>.....] - ETA: 1s - loss: 0.0027
704/1430 [=====>.....] - ETA: 1s - loss: 0.0027
768/1430 [=====>.....] - ETA: 1s - loss: 0.0026
832/1430 [=====>.....] - ETA: 1s - loss: 0.0026
896/1430 [=====>.....] - ETA: 1s - loss: 0.0025
960/1430 [=====>.....] - ETA: 1s - loss: 0.0025
1024/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 0.0025
1088/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 0.0025
1152/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 0.0025
1216/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 0.0025
1280/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 0.0025
1344/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 0.0026
1408/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 0.0025
1430/1430 [=====>.....] - 3s 2ms/step - loss: 0.0025
Epoch 8/200

```

Рисунок 14 - Прохождение эпохи №8

```

64/1430 [>.....] - ETA: 3s - loss: 6.1586e-04
128/1430 [=>.....] - ETA: 3s - loss: 8.2597e-04
192/1430 [==>.....] - ETA: 3s - loss: 9.1134e-04
256/1430 [====>.....] - ETA: 2s - loss: 9.1513e-04
320/1430 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 9.0215e-04
384/1430 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 8.5711e-04
448/1430 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 8.5157e-04
512/1430 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 8.4741e-04
576/1430 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 8.1326e-04
640/1430 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 8.3006e-04
704/1430 [=====>.....] - ETA: 2s - loss: 7.9653e-04
768/1430 [=====>.....] - ETA: 1s - loss: 7.8132e-04
832/1430 [=====>.....] - ETA: 1s - loss: 7.5617e-04
896/1430 [=====>.....] - ETA: 1s - loss: 7.6253e-04
960/1430 [=====>.....] - ETA: 1s - loss: 7.5767e-04
1024/1430 [=====>.....] - ETA: 1s - loss: 7.5440e-04
1088/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 7.4662e-04
1152/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 7.3337e-04
1216/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 7.4179e-04
1280/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 7.5576e-04
1344/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 7.5722e-04
1408/1430 [=====>.....] - ETA: 0s - loss: 7.7165e-04
1430/1430 [=====>.....] - 4s 3ms/step - loss: 7.7290e-04
Epoch 200/200

```

Рисунок 15 - Прохождение эпохи №200

Результат работы программы отображен на рисунке 16.

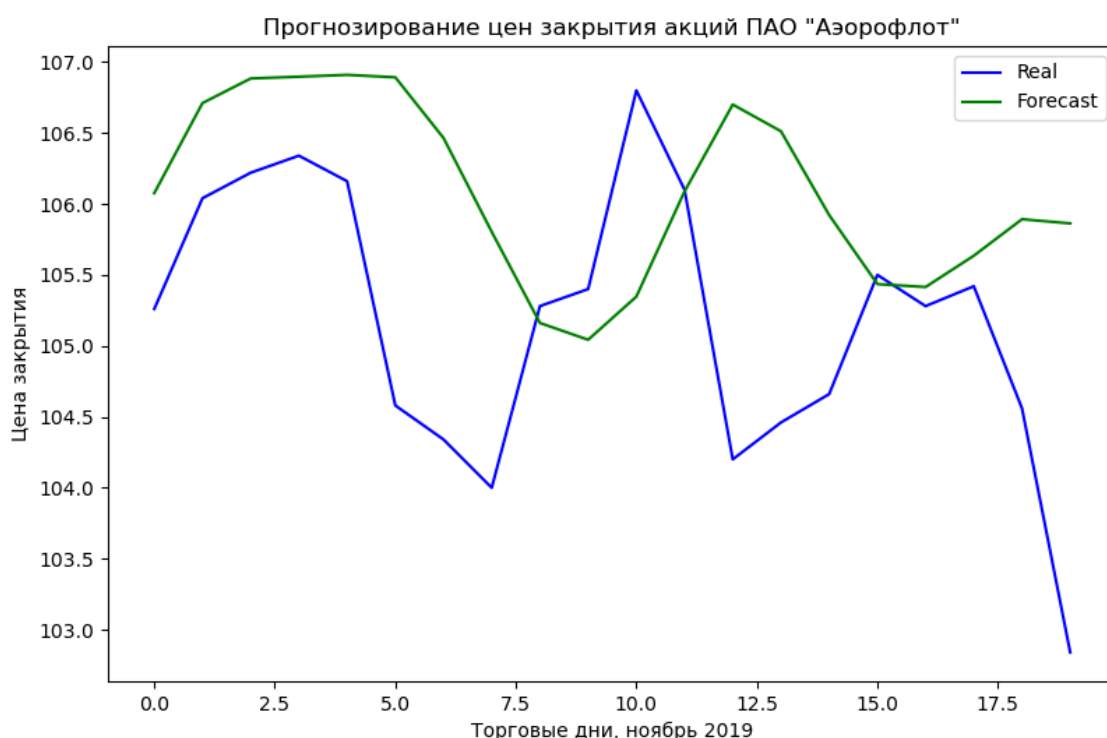


Рисунок 16 - Прогнозирование при использовании одной выборки

Ошибка прогноза считалась следующим образом:

$$e = \frac{|Close_{real} - Close_{forecast}|}{Close_{forecast}}, \quad (8)$$

где $Close_{real}$ - реальное значение цены закрытия акции, а $Close_{forecast}$ - спрогнозированное. Для прогнозирования с использованием одной выборки ошибка составила 0,012587.

Было также проведено повторное прогнозирование цен закрытия акций с тем же самым датасетом, только в этом случае для анализа использовались все 5 величин - цена открытия, цена закрытия, ценовые минимум и максимум и объем торгов. Очевидно, что перед анализом все эти величины необходимо нормировать. Для будущего сравнения работы сети её параметры были сохранены (таблица 1). Результат работы приведён на рисунке 17.

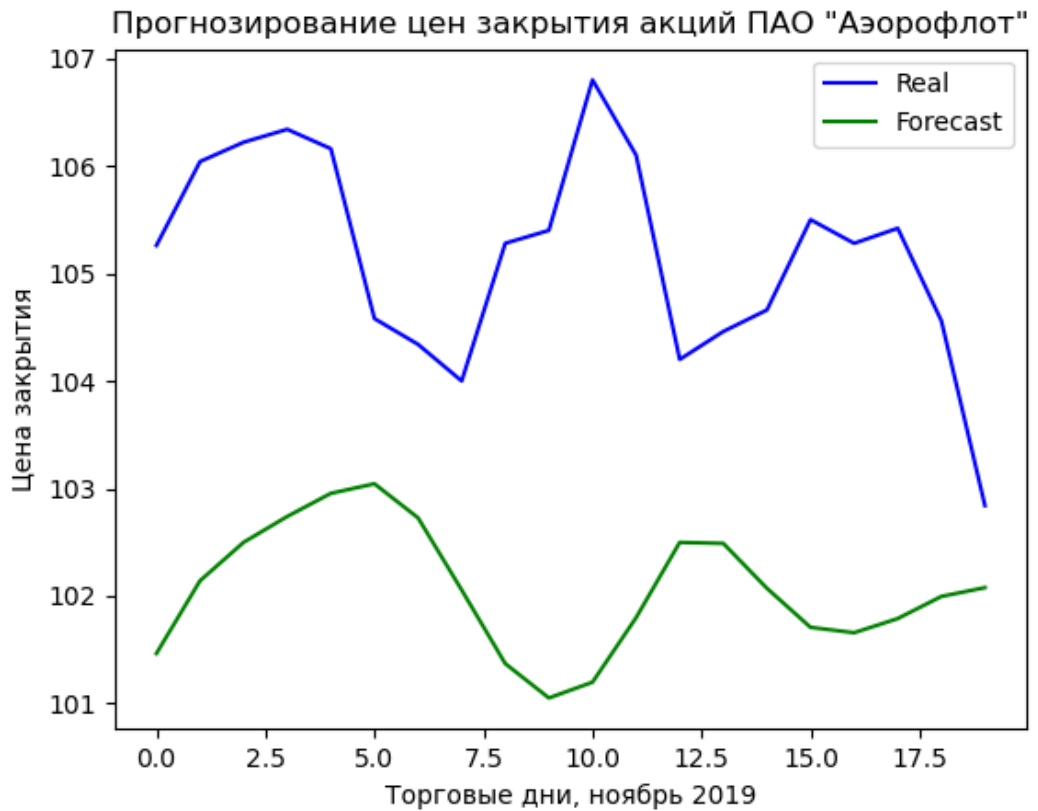


Рисунок 17 - Прогнозирование при использовании полного датасета

Полносвязный слой *Dense* в используемых до этого сетях был представлен в единственном экземпляре. Значит, есть смысл добавить "перед ним" ещё один - идея заключается в том, что этот добавленный слой из большего количества нейронов (в данном случае из 512) обработает выходные массивы данных с последнего слоя *LSTM* и передаст их последнему полносвязному слою, состоящему из одного нейрона. Результат прогнозирования с добавлением слоя представлен на рисунке 18. Для более наглядного анализа полученных результатов все выходные спрогнозированные выборки были сведены в таблицу 2.

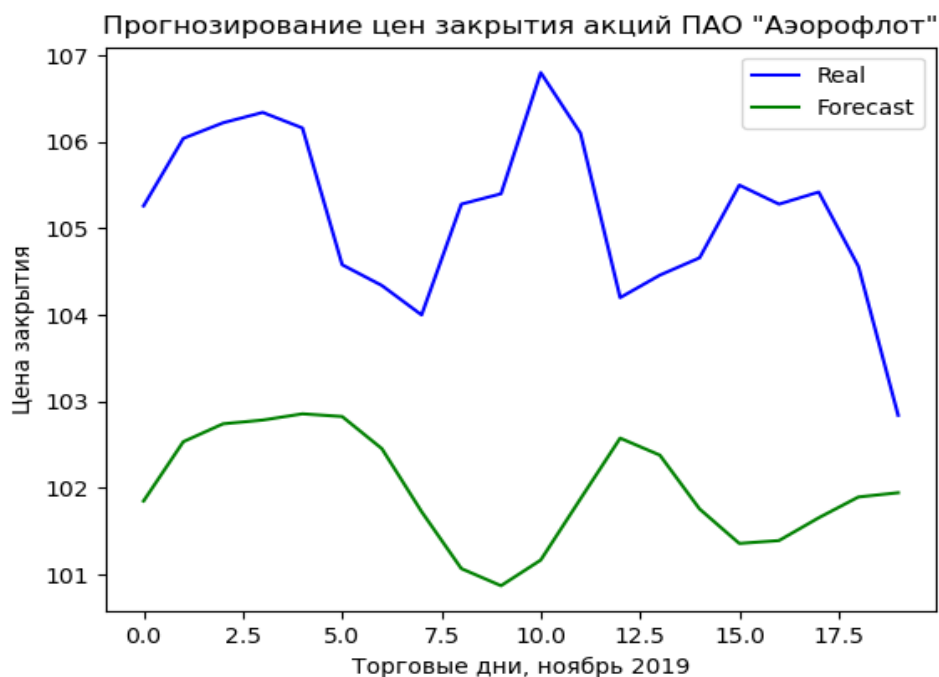


Рисунок 18 - Прогнозирование при использовании полного датасета (2 полностью связанных слоев)

Таблица 2 - Сравнение результатов работы сетей (ПАО "Аэрофлот")

Реальные данные, ноябрь 2019	Прогноз - одна выборка	Прогноз - все выборки, один слой	Прогноз - все выборки, два слоя
106,04	106,076294	104,343018	103,943367
106,22	106,71073	105,055016	104,646317
106,34	106,884	105,269676	105,017807
106,16	106,896576	105,314903	105,267654
104,58	106,90941	105,389763	105,490997
104,34	106,89239	105,357468	105,583534
104	106,46446	104,971596	105,254311
105,28	105,803345	104,215027	104,557137
105,4	105,16115	103,531502	103,845291
106,8	105,04272	103,325821	103,513618
106,1	105,346886	103,633896	103,665749
104,2	106,08825	104,368393	104,289558
104,66	106,512024	104,893616	105,007484
105,5	105,92156	104,247009	104,573517
105,28	105,435135	103,833298	104,196068
105,42	105,414536	103,867996	104,143997
104,56	105,63497	104,141609	104,280937
102,84	105,89231	104,391388	104,494713
102,24	105,86287	104,442345	104,580017
Средняя ошибка сети:	0,012587	0,012429	0,012379

Как видно из таблицы, сеть с двумя полносвязными слоями показала лучший результат. Также стоит отметить, что использование всего датасета уменьшило ошибку прогноза нейросети в разрезе цен закрытия акций ПАО "Аэрофлот".

Для следующих прогнозов были взяты акции американской компании *Adobe Inc.* период с ноября 2013-го года по ноябрь 2019-го.

Для первого этапа прогнозирования также, как и в случае с "Аэрофлотом", использовалась только выборка *Close* - цены закрытия акции. Тренировочная выборка состояла из 1499 цен акций в период 01.11.2013-31.10.2019, тестовая - в период 01.11.2019-29.11.19. Параметры работы нейронной сети представлены в таблице 3:

Таблица 3 - Параметры сети

Количество слоёв <i>LSTM</i>	4
Количество блоков слоя <i>LSTM (units)</i>	64
Количество полносвязных слоёв (<i>Dense</i>)	1
Функция активации	<i>linear, tanh</i>
Параметр <i>Dropout</i>	0.18
<i>Batch-size</i>	32
Количество эпох	200

Далее прогнозы были совершены таким же образом, что и в случае с ПАО "Аэрофлот" - применялась модель с одним и двумя полносвязными слоями. Остальные параметры сети оставались прежними (таблица 3), только было изменено число нейронов в добавленном полносвязном слое (*units = 256*). Результаты прогнозирования представлены на рисунках 19 и 20. Итоговое сравнение прогнозов сетей сведено в таблицу 4.

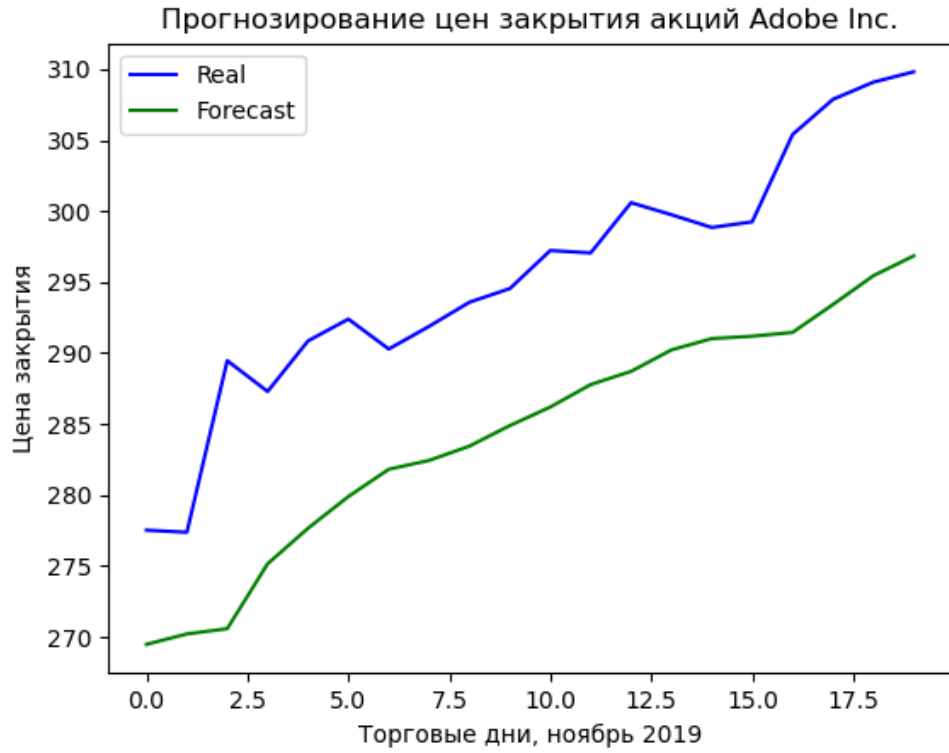


Рисунок 19 - Прогнозирование при использовании одной выборки

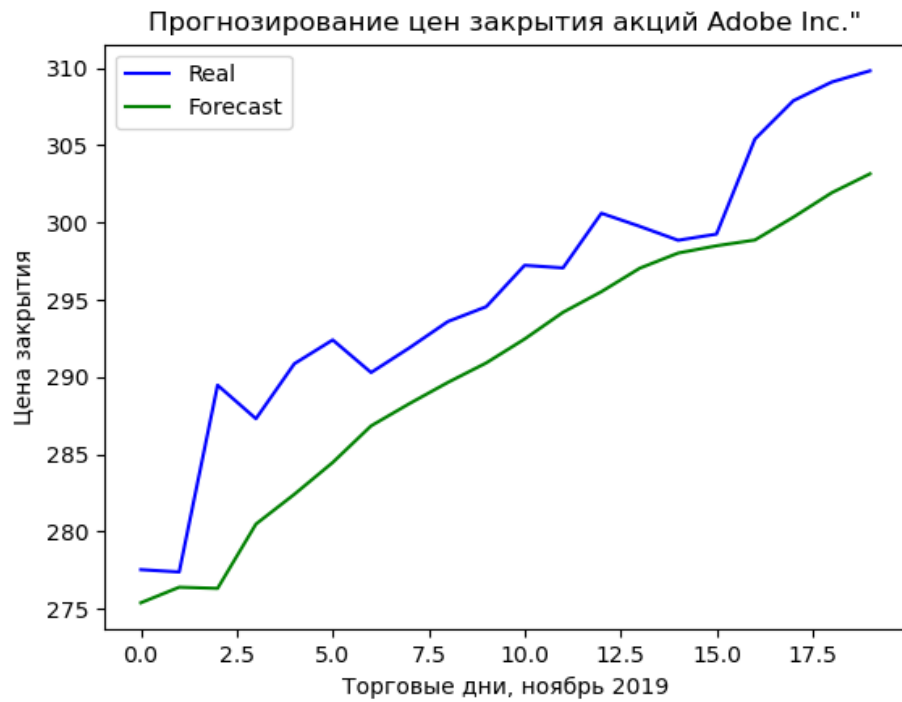


Рисунок 20 - Прогнозирование при использовании полного датасета

Таблица 4 - Сравнение результатов работы сетей (*Adobe Inc.*)

Реальные данные, ноябрь 2019	Прогноз - одна выборка	Прогноз - все выборки, один слой	Прогноз - все выборки, два слоя
277,53	269,48328	275,051025	276,134033
277,38	270,2195	276,059143	277,294006
289,47	270,58926	275,983948	277,634064
287,3	275,16263	280,145447	280,967316
290,86	277,66324	282,070831	283,27829
292,4	279,89813	284,130127	285,049957
290,29	281,8205	286,498322	287,336456
291,89	282,443	287,939697	288,955841
293,59	283,45328	289,308502	290,279633
294,55	284,89996	290,570465	291,629883
297,23	286,2041	292,117401	293,007263
297,06	287,78592	293,844391	294,543152
300,6	288,71548	295,179688	295,834961
299,75	290,228	296,697845	297,080048
298,85	291,0261	297,678497	298,167328
299,25	291,1904	298,1492	298,678345
305,4	291,46054	298,521973	299,108704
307,88	293,42688	299,996765	300,186859
309,09	295,45166	301,578186	301,870483
Средняя ошибка сети:	0,039089	0,018301	0,015487

Эпохой называется условная итерация прохождения всей выборки через нейросеть в двух направлениях один раз. На рисунке 21 можно пронаблюдать, как изменяется результат прогнозирования после изменения количества эпох в коде с 200 до 800. Средняя ошибка сети уменьшилась с 0,0391 до 0,0169.

Можно заметить, что использование всех выборок датасета для анализа способствует повышению эффективности работы сети. Добавление дополнительного полносвязного слоя, как и в предыдущем случае, также уменьшает ошибку прогноза сети.

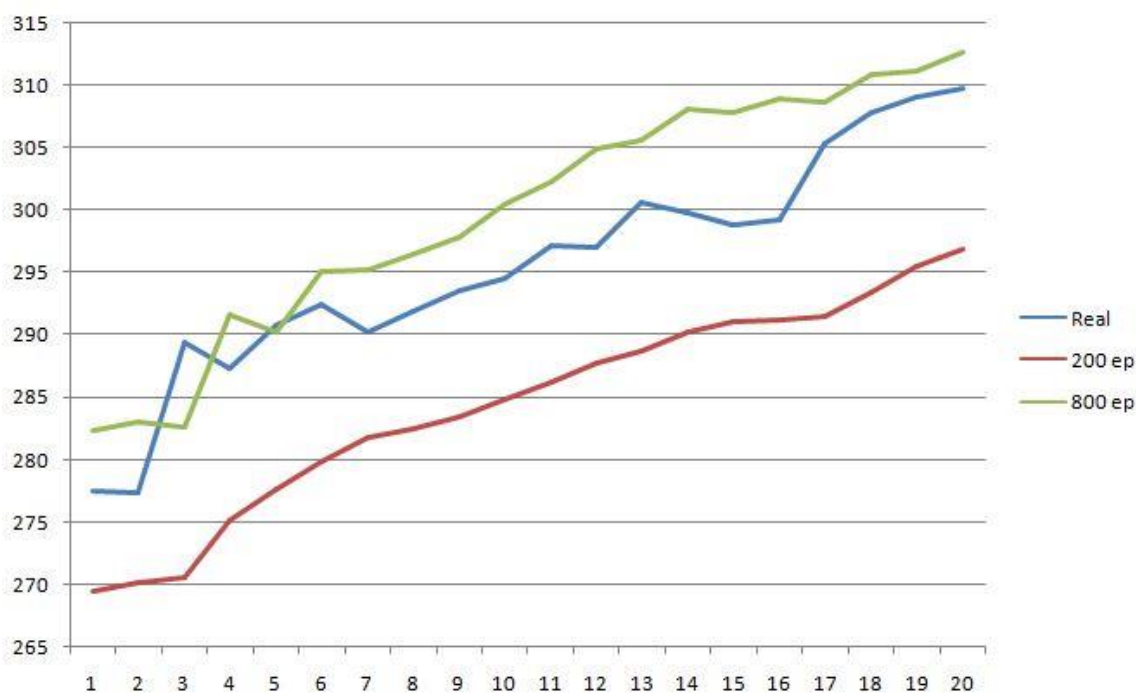


Рисунок 21 - Сравнение результатов при изменении количества эпох

Batch-size - размер мини-пакета данных является важным параметром сети, который разделяет датасет на маленькие партии, которые, в свою очередь, задействованы в сети для расчета ошибки и обновления весов исследуемой модели сети. Данная величина часто выбирается в зависимости от архитектуры используемого для вычислений оборудования. В рассмотренных ранее работах размер batch-size соответствует числу типа 2^n , которое хорошо соотносится к требованиям памяти графического или аппаратного обеспечения. Автор работы [20] утверждает, что применение малых размеров батча определяет лучшую производительность работы сети. Путем проведения большого количества вычислений было выяснено, что наилучшие результаты были получены с *batch-size* = 32 или меньше.

Следующая серия экспериментов была проведена для цен закрытия акций ПАО "Аэрофлот" с использованными ранее параметрами сети; был лишь изменен размер пакетов (с 64 на 32). Результаты можно пронаблюдать на рисунках 22, 23, 24. На них можно увидеть реальную цену закрытия (*Real*) и прогнозы сети с *batch-size* равным 32 и 64. Стоит отметить, что средняя ошибка

прогноза сетей уменьшилась только для первой нейросети (с использованием выборки Close).

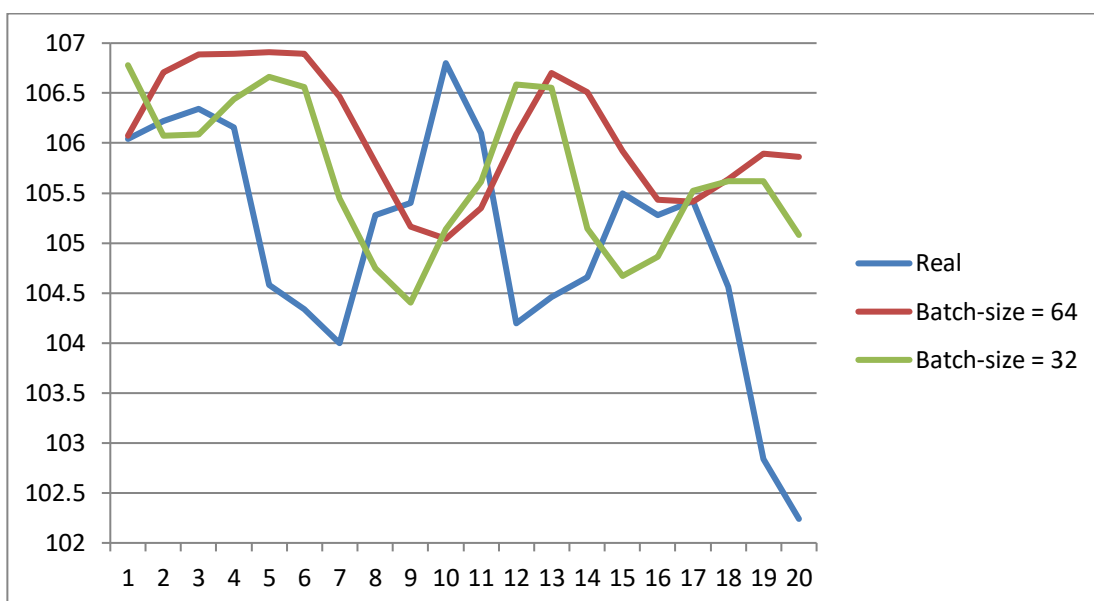


Рисунок 22 - Прогнозирование цен закрытия акций ПАО "Аэрофлот" (ноябрь 2019) с использованием выборки *Close*

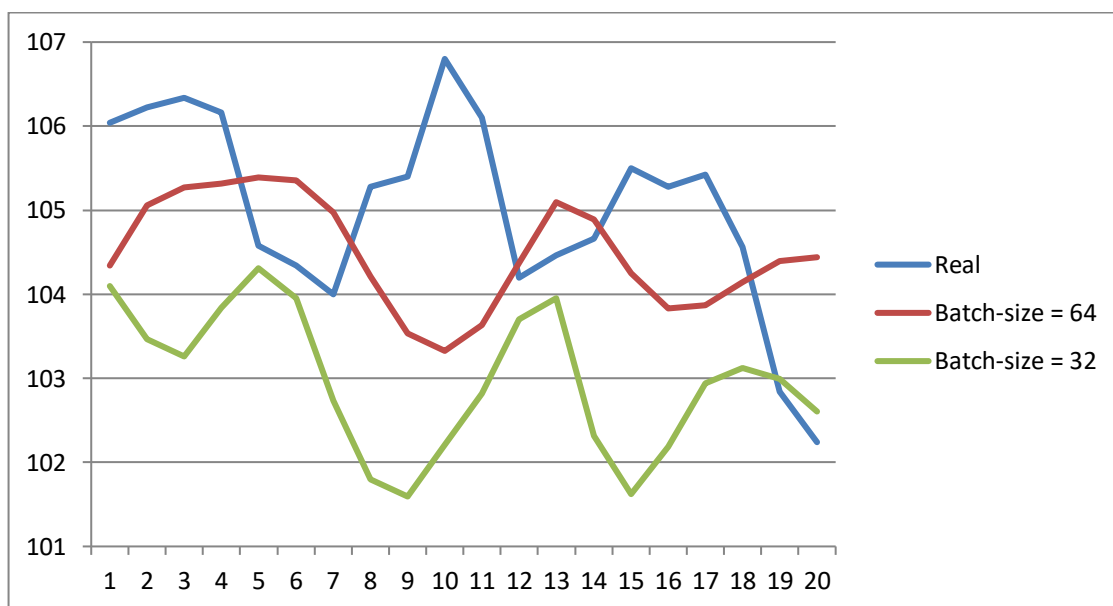


Рисунок 23 - Прогнозирование цен закрытия акций ПАО "Аэрофлот" (ноябрь 2019) с использованием всей выборки датасета

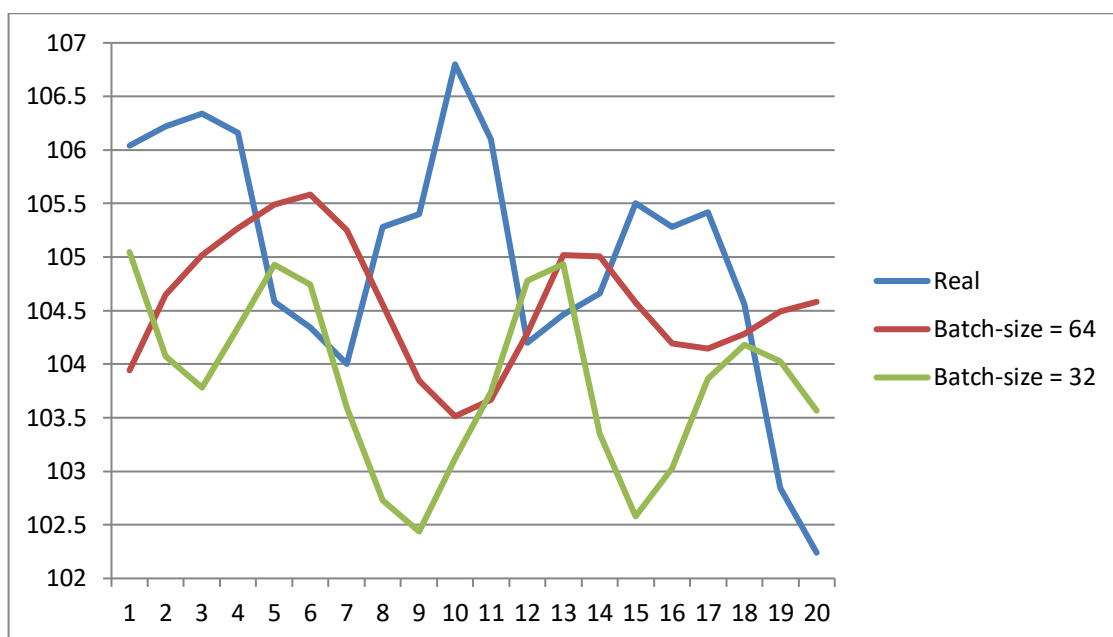


Рисунок 24 - Прогнозирование цен закрытия акций ПАО "Аэрофлот" (ноябрь 2019) с использованием всей выборки датасета и дополнительного полносвязного слоя

Параметр исключения *dropout* является интересной величиной для анализа. Рекомендуется варьировать значение этого параметра в зависимости от уровня слоя: для скрытых слоев значение *dropout* должно быть больше, чем для входного [21]. На рисунке 25 для сравнения проиллюстрированы результаты прогнозирования цен закрытия акций компании *Yandex*. Для первого эксперимента были использованы одинаковые веса исследуемого параметра для каждого из слоев сети - 0.2. Для второго эксперимента веса *dropout* скрытых слоев были изменены с 0.2 на 0.5. Можно увидеть, что увеличение параметра исключения не привело к улучшению результатов. Возможна такая ситуация, при которой при увеличении числа выкинутых нейронов сеть теряла слишком много информации для обработки. Тогда есть смысл провести дополнительный эксперимент - спрогнозировать цены закрытия акций с величиной *dropout* равной 0.35 для скрытых слоев. Результаты эксперимента в сравнении с предыдущими исходами показаны на рисунке 26.

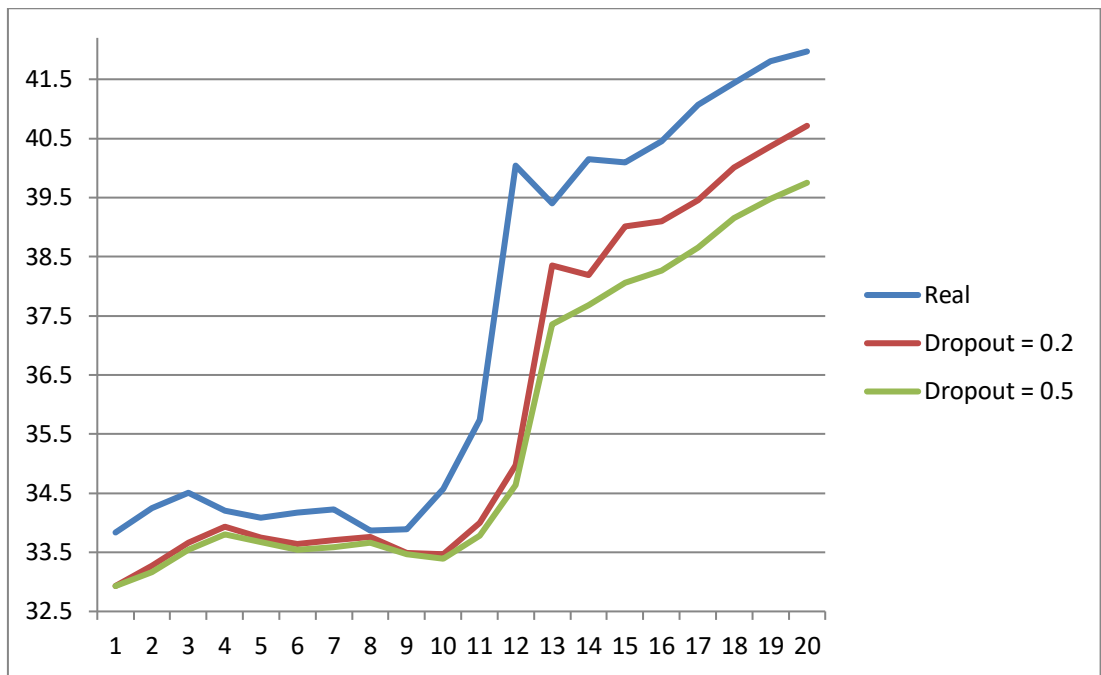


Рисунок 25 - Прогнозирование цен закрытия акций компании Yandex (ноябрь 2019) с использованием выборки *Close*

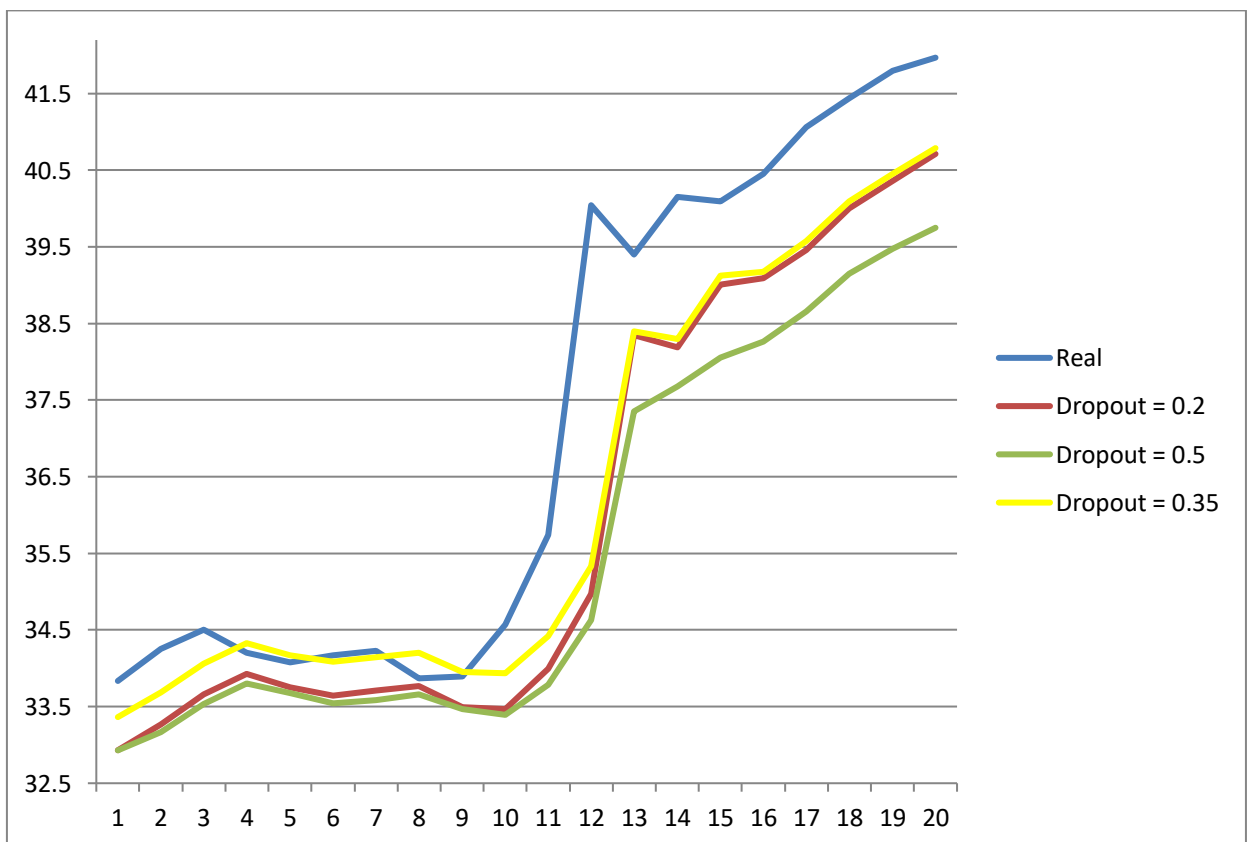


Рисунок 26 - Прогнозирование цен закрытия акций компании Yandex (ноябрь 2019) с использованием выборки *Close*

Действительно, при параметре *dropout* = 0.35 результаты прогнозирования оказались лучше, чем при использовании двух предыдущих параметров. Средние ошибки прогнозов сетей показаны в таблице 5.

Таблица 5 - Средние ошибки прогнозов

Значение параметра <i>Dropout</i>	0,2	0,5	0,35
Средняя ошибка	0,03297	0,04424	0,02613

Также были проведены эксперименты с варьированием количества LSTM - слоев сети для цен закрытия акций *Adobe Inc.* Параметры сети были применены в соответствии с таблицей 3. Сначала было проведено прогнозирование с добавлением пятого слоя LSTM модели. Ошибка прогноза сильно уменьшилась (таблица 6), в связи с чем было принято решение добавить ещё один слой. Однако, данная процедура не улучшила результат прогноза. Результаты работы сети представлены на рисунке 27.

Таблица 6 - Средние ошибки прогнозов

Количество LSTM-слоев	4	5	6
Средняя ошибка	0,03909	0,00817	0,01991

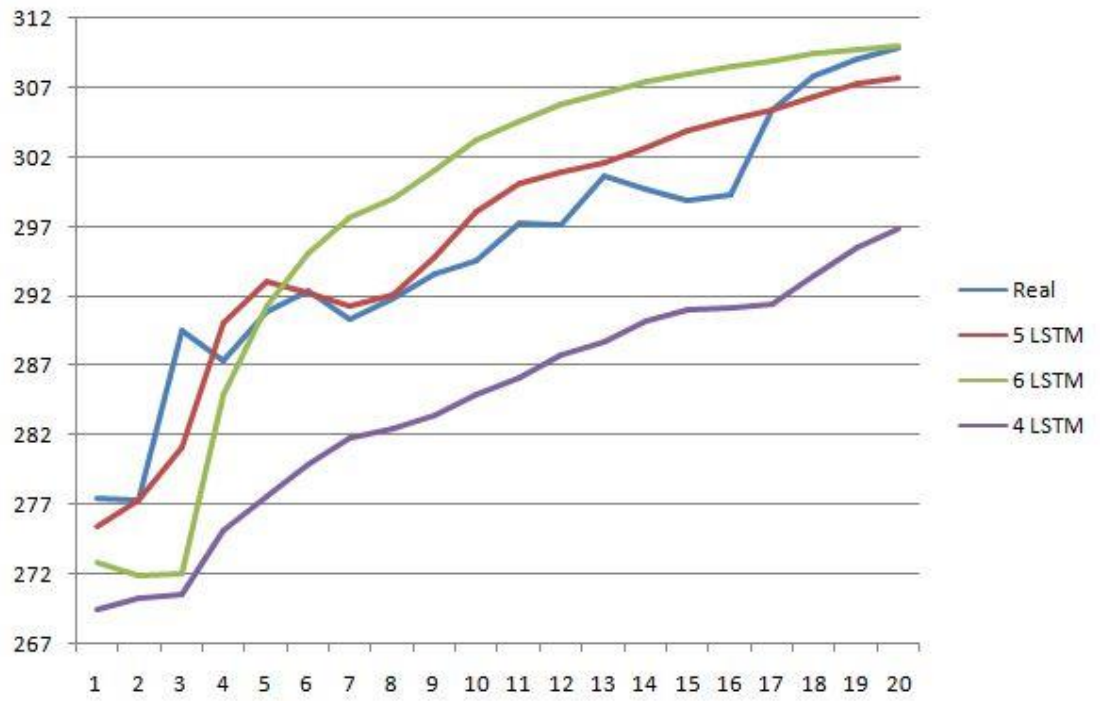


Рисунок 27 - Прогнозирование цен закрытия акций компании Adobe Inc. (ноябрь 2019) с изменением количества LSTM-слоев

3. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение

Целью раздела "Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение" является обоснование прогнозирования финансовых временных рядов с использованием нейронных сетей с точки зрения конкурентоспособности и ресурсоэффективности. Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- 1) оценить конкурентоспособности разработки на основе методологии *SWOT*-анализа;
- 2) организовать и распланировать комплекс работ на создание проекта;
- 3) построить график Ганта;
- 4) провести стоимостную оценку разработки;
- 5) определить ресурсоэффективность проекта.

3.1. Предпроектный анализ. потенциальные потребители результатов исследования

Целью магистерской диссертации заключается в исследовании возможности использования применения нейронных сетей для прогнозирования финансовых временных рядов.

Объектом исследования являются цены закрытия акций российских и иностранных компаний.

Предметом исследования данной работы являются различные методы прогнозирования финансовых временных рядов, в частности, регрессионные модели и нейронные сети.

В магистерской диссертации представлены исследования в области экономики, фондового рынка и статистики. В ней построены регрессионная модель прогнозирования и модель нейронной сети. Основным преимуществом

использования нейронных сетей является способность прогнозировать сложные явления и процессы, в которых модель данных может быть нелинейной. В отличие от традиционных рекуррентных нейронных сетей, используемая в работе *LSTM*-сеть хорошо приспособлена к обучению на задачах классификации, обработки и прогнозирования временных рядов в случаях, когда важные события разделены временными лагами с неопределённой продолжительностью и границами.

В магистерской диссертации устанавливается польза использования моделей прогнозирования с *LSTM*-нейросетью.

Основные потребители исследования:

- финансовые и консалтинговые компании;
- аналитические службы;
- сотрудники фондовых бирж;
- брокерские организации.

3.2. Анализ конкурентных технических решений с позиции ресурсоэффективности и ресурсосбережения

На данный момент существуют различные математические модели для прогнозирования финансовых временных рядов с помощью нейронных сетей. Однако, некоторые из них устарели и не соответствуют современным реалиям. Можно рассмотреть как конкурента нейронную сеть прямого распространения (англ. *feedforward neural network*) - персептрон. В таких нейронных сетях все связи направлены строго от входных нейронов к выходным.

Таблица 7 - Оценочная карта для сравнения конкурентных решений (разработок)

Критерии оценки	Вес критерия	Баллы		Конкурентноспособность	
		Б _ф	Б _{к1}	К _ф	К _{к1}
1	2	3	4	5	6
Технические критерии оценки ресурсоэффективности					
1. Эффективность модели	0,1	5	1	0,5	0,1

2. Простота внедрения	0,15	5	5	0,75	0,75
3. Простота эксплуатации	0,15	4	5	0,6	0,75
4. Применимость к брокерской сфере	0,3	5	2	1,5	0,6
5. Результативность	0,15	4	1	0,6	0,15
Экономические критерии оценки эффективности					
1.Уровень проникновения на рынок	0,05	4	2	0,2	0,1
2.Предполагаемый срок эксплуатации	0,05	5	1	0,25	0,05
3.Финансирование разработки	0,1	4	2	0,4	0,2
Итого	1	36	19	4,8	2,7

Позиция разработки и конкурентов оценивается по каждому показателю экспертным путем по пятибалльной шкале, где 1 – наиболее слабая позиция, а 5 – наиболее сильная. Веса показателей, определяемые экспертным путем, в сумме должны составлять единицу.

По ходу анализа конкурентной модели были изучены её особенности, поэтому, можно сказать следующее:

- Самый популярный метод обучения перцептронов - метод обратного распространения ошибки. Однако, для его применения нужно, чтобы передаточная функция нейронов была дифференцируемой.
- По сравнению с моделью *LSTM*-сети, модель персептрона имеет серьёзный недостаток - неспособность запоминать значения как на короткие, так и на длинные промежутки времени.
- Полученная в процессе обработки данных информация в *LSTM*-сети не теряется со временем. Поэтому разумно использовать данную особенность в условиях прогнозирования финансовых временных рядов.
- Используемая модель гибка для модификаций и применений в различных отраслях экономики и промышленности.

3.3. 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.

Таблица 8 - Матрица *SWOT*

	<p>Сильные стороны научно-исследовательского проекта:</p> <p>С1. Использование нескольких методов прогнозирования финансовых временных рядов:</p> <p>1) Регрессионные модели прогнозирования;</p> <p>2) Модель прогнозирования на основе <i>LSTM</i>-нейросети.</p> <p>С2. Анализ большого количества цен закрытия акций российских и иностранных компаний.</p> <p>С3. Применение нескольких математических пакетов для анализа данных.</p>	<p>Слабые стороны научно-исследовательского проекта:</p> <p>Сл1. Малое количество результатов прогнозирования с помощью рекуррентных нейронных сетей.</p> <p>Сл2. Следствие Сл1 - возможность обобщающей способности сети.</p> <p>Сл3. Высокий уровень затрат времени на подготовку проекта.</p>
<p>Возможности:</p> <p>В1. Возможность получения прибыли в случае успешного результата прогнозирования.</p> <p>В2. Заинтересованность в используемой методике со стороны брокеров.</p>	<p>Благодаря тому, что в работе используется нейронная сеть <i>LSTM</i> вида для прогнозирования цен закрытия акций, существует возможность определения момента для наиболее выгодного вложения.</p>	<p>В связи с тем, что данный проект подразумевает использование сложной методики, брокерские организации имеют возможность улучшить модель и осуществить большее количество вычислений, воспользовавшись своими</p>

В3. Применение полученных навыков работы для модификации используемой методики.		ресурсами.
<p>Угрозы:</p> <p>У1. Появление проектов-конкурентов, разработанных на основе различных рекуррентных нейронных сетей.</p> <p>У2. Потеря финансовых средств в случае неудовлетворительного результата прогнозирования</p>	<p>В случае отсутствия спроса на услуги по данному направлению исследования в связи с появлением конкурентов, проект может оказаться нерентабельным.</p> <p>Избежать этой проблемы можно путём привлечения опытных разработчиков, которые помогут в корректировке модели.</p>	<p>В связи с тем, что для проведения исследований по данному направлению требуется прибегнуть к сложной реализации для проведения расчётов, при которых сеть может получить обобщающую способность, существует риск потери финансовых вложений.</p>

Таким образом, при помощи построения матрицы *SWOT* были описаны сильные и слабые стороны проекта, выявлены возможности и угрозы для его реализации. *SWOT*-анализ является удобным и эффективным инструментом для внешней и внутренней сред проекта.

Здесь сильными сторонами выступили факторы, характеризующие конкурентоспособную сторону научно-исследовательского проекта. Они свидетельствуют о том, что у проекта есть отличительное преимущество или особые ресурсы, являющиеся особенными с точки зрения конкуренции.

Слабой стороной проекта является обобщающая способность нейронной сети. В связи с этим недостатком, на практике (при использовании модели не в рамках данного проекта) можно получить неудовлетворительные результаты прогнозирования.

3.4. Инициация проекта

Группа процессов инициации состоит из процессов, которые выполняются для определения нового проекта или новой фазы существующего. В рамках процессов инициации определяются изначальные цели и содержание и фиксируются изначальные финансовые ресурсы. Определяются внутренние и внешние заинтересованные стороны проекта, которые будут взаимодействовать и влиять на общий результат научного проекта. Данная информация закрепляется в уставе проекта.

Устав проекта документирует бизнес-потребности, текущее понимание потребностей заказчика проекта, а также новый продукт, услугу или результат, который планируется создать. Устав научного проекта магистерской работы должен иметь следующую структуру.

Цели и результат проекта

Под заинтересованными сторонами проекта понимаются лица или организации, которые активно участвуют в проекте или интересы которых могут быть затронуты как положительно, так и отрицательно в ходе исполнения или в результате завершения проекта. Информация по заинтересованным сторонам проекта представлена в таблице 9.

Таблица 9 - Заинтересованные стороны проекта

Заинтересованные стороны проекта	Ожидания заинтересованных сторон
НИ ТПУ, ОЭФ	Проведение исследований по данной теме с целью использования настоящей разработки в образовательных целях, а также использование данной разработки в качестве основы под иные проекты, выполняемые на базе ОЭФ.
Брокеры, банки, финансовые холдинги, частные инвесторы, трейдеры	Использование данной разработки в условиях торгов и прогнозирования.

Таблица 10 - Цели и результаты проекта

Цели проекта:	Исследование возможности применения нейронных сетей для прогнозирования финансовых временных рядов.
Ожидаемые результаты проекта:	Получение результатов, позволяющих провести анализ фондового рынка.
Критерии приемки результата проекта:	Получение данных для исследования вопроса целесообразности применения нейронных сетей при прогнозировании временных рядов.
Требования к результату проекта:	Корректность результатов, которые должны быть представлены в доступной форме.

Организационная структура проекта

На данном этапе работы необходимо решить следующие вопросы: кто будет входить в рабочую группу данного проекта, определить роль каждого участника в данном проекте, а также прописать функции, выполняемые каждым из участников и их трудозатраты в проекте.

Ограничения и допущения проекта

Ограничения проекта – это все факторы, сдерживающие свободу участников команды в работе над данным проектом (таблица 11).

Таблица 11 - Ограничения и допущения проекта

Фактор	Ограничения/ допущения
--------	------------------------

Источник финансирования	НИ ТПУ, ОЭФ
Бюджет затрат НИИ	241595,6
Сроки проекта	4 месяца
Дата утверждения плана управления проектом	1.02.2020
Дата завершения проекта	1.06.2020

3.5. Определение трудоемкости работ

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. Данные по трудозатратам представлены в таблице 12.

Таблица 12 - Трудозатраты участников разработки проекта

№ п/п	ФИО участника проекта	Роль в проекте	Функции	Трудозатраты, час
1	Шинкеев М.Л.	Научный руководитель проекта	1. Обеспечение проекта ресурсами со стороны исполнителя. 2.Руководство и контроль за выполнением работ. 3. Регулярный анализ хода выполнения работ.	38
2	Баяртуев Б.Р.	Магистрант	1. Выполнение расчетов по проекту.	594

			2. Подготовка отчета о проделанной работе.	
				Итого:
				632

Календарный план проекта за вычетом выходных и праздничных дней для сотрудников, работающих по шестидневной рабочей неделе, представлен в таблице 13.

Таблица 13 - Календарный план проекта

Код работы	Название	Длительность, дни	Дата начала работы	Дата окончания работы	Состав участников (ФИО исполнителей)
1	Составление и утверждение ТЗ	7	1.02.2020	8.02.2020	Шинкеев М.Л. Баяртуев Б.Р.
2	Подбор и изучение материалов по теме	18	9.02.2020	29.02.2020	Баяртуев Б.Р.
3	Сбор и анализ исходных данных	4	1.03.2020	5.03.2020	Баяртуев Б.Р.
4	Выбор метода выполнения работы	14	6.03.2020	21.03.2020	Баяртуев Б.Р.
5	Календарное планирование работ по теме	6	22.03.2020	29.03.2020	Шинкеев М.Л. Баяртуев Б.Р.
6	Применение выбранного метода к данным	18	30.03.2020	19.04.2020	Баяртуев Б.Р.
7	Тестирование и анализ результатов	10	20.04.2020	03.05.2020	Баяртуев Б.Р.

	работы				
8	Исправление найденных ошибок, доработка модели	10	04.04.2020	17.05.2020	Шинкеев М.Л. Баяртуев Б.Р.
9	Составление пояснительной записки к магистерской диссертации	6	18.05.2020	24.05.2020	Баяртуев Б.Р.
10	Оформление пояснительной записки к магистерской диссертации по ГОСТу	6	25.05.2020	1.06.2020	Баяртуев Б.Р.
Итого:		99			

Диаграмма Ганта – горизонтальный ленточный график, на котором работы по теме представляются протяженными во времени отрезками, характеризующимися датами начала и окончания выполнения данных работ (таблица 14).

Таблица 14 - Календарный план-график выполнения работ (И - исполнитель)

Календарный план-график выполнения работ													
№ п/п	Наименование работы	И	Дни	Продолжительность выполнения работ, дни									
				Февраль		Март			Апрель		Май		
				7	18	4	14	6	18	10	10	6	6
1	Составление и утверждение ТЗ	М НР	7										
2	Подбор и изучение материалов по теме	М	18										
3	Сбор и анализ исходных данных	М	4										
4	Выбор метода выполнения работы	М	14										
5	Календарное планирование	М НР	6										

	работ по теме												
6	Применение выбранного метода к данным	М	18										
7	Тестирование и анализ результатов работы	М	10										
8	Исправление найденных ошибок, доработка модели	М НР	10										
9	Составление пояснительной записки к магистерской диссертации	М	6										
10	Оформление пояснительной записки к магистерской диссертации по ГОСТу	М	6										

Научный
руководитель (НР)



Магистрант (М)



3.6. 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 группировка затрат по статьям.

Таблица 15 - Расчет затрат по статье "Спецоборудование для научных работ"

№ п/п	Наименование оборудования	Кол-во единиц оборудования	Цена единицы оборудования, тыс. руб.	Общая стоимость оборудования, тыс. руб.
1	Персональный компьютер	1	30000	30000
2	МФУ	1	7000	7000

3	Монитор	1	7000	7000
4	Комплектующие	1	2500	2500
Итого				46500

Таблица 16 - Баланс рабочего времени

Показатели рабочего времени	НР	М
Календарное число дней	366	366
Количество нерабочих дней:		
• выходные дни	51	51
• праздничные дни	14	14
Потери рабочего времени:		
• отпуск	52	52
• невыходы по болезни		
Действительный годовой фонд рабочего времени	249	249

Месячный должностной оклад работника:

$$Z_m = Z_b * (k_{пр} + k_d) * k_p, \quad (9)$$

где Z_b - базовый оклад, руб.;

$k_{пр}$ - премиальный коэффициент, (Определяется положением об оплате труда);

k_d - коэффициент доплат и надбавок (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. Томск).

3.6.1. Сырье, материалы, покупные изделия и полуфабрикаты (за вычетом отходов)

Таблица 17 - Сырье, материалы, комплектующие изделия и покупные полуфабрикаты

Наименование	Марка, размер	Кол-во	Цена за	Сумма, руб.
--------------	---------------	--------	---------	-------------

			единицу, руб.	
Бумага	A4	1	290	290
Flashcard	8ГБ	1	700	700
Ручка	Шариковая	1	20	20
Блокнот	A5	1	50	50
Всего за материалы				1060
Транспортно-заготовительные расходы (3-5%)				110
Итого по статье				1170

3.6.2. Основная заработная плата

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

$$C_{зп} = Z_{осн} + Z_{доп} , \quad (10)$$

где $Z_{осн}$ - основная заработная плата;

$Z_{доп}$ - дополнительная заработная плата.

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

$$Z_{осн} = Z_{дн} + T_{раб} , \quad (11)$$

где $Z_{осн}$ - основная заработная плата одного работника;

$T_{раб}$ - продолжительность работ, выполняемых научно-техническим работником, рабочих дней (таблица 16);

$Z_{дн}$ - среднедневная заработная плата работника, руб.

Среднедневная заработная плата рассчитывается по формуле:

$$Z_{дн} = \frac{Z_{м} * M}{F_{д}} , \quad (12)$$

где Z_m - месячный должностной оклад работника, руб.;

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

F_d - действительный годовой фонд рабочего времени научно-технического персонала, рабочих дней (таблица 16).

Оклад руководителя: 35120 рублей. Оклад инженера без учета районного коэффициента: 12000 рублей. Среднедневная зарплата для руководителя: $(45656 * 10,4) / 251 = 1891,72$. Среднедневная зарплата для студента: $(15600 * 10,4) / 251 = 646,38$.

Расчёт основной заработной платы приведён в таблице 18.

Таблица 18 - Расчет основной заработной платы

Исполнители	Z_b , руб.	k_p	Z_m , руб.	$Z_{дн}$, руб.	$T_{раб}$, раб. дн.	$Z_{осн}$, руб.
Руководитель	35120	1,3	45656	1891,72	6,3	11917,84
Магистрант	12000	1,3	15600	646,38	99	63991,62

3.6.3. Дополнительная заработная плата научно-производственного персонала

Дополнительная заработная плата применяется в размере 10 процентов от основной зарплаты:

$$Z_{доп} = Z_{осн} * k_{доп}, \quad (13)$$

где $k_{доп}$ - коэффициент дополнительной заработной платы (на стадии проектирования принимается равным 0,12 - 0,15).

Тогда дополнительная заработная плата руководителя составит:

$$11917,84 * 0,12 = 1430 \text{ рубля } 14 \text{ копеек.}$$

Дополнительная заработная плата магистранта:

$$63991,62 * 0,12 = 7678 \text{ рублей } 99 \text{ копеек.}$$

В таблице 19 представлена форма расчёта основной и дополнительной заработной платы.

Таблица 19 - Заработная плата исполнителей НИИ

Заработная плата	Руководитель	Магистрант
Основная зарплата	11917,84	63991,62
Дополнительная зарплата	1430,14	7678,99
Зарплата исполнителя	13347,98	71670,61
Итого по статье	85018,59	

3.6.4. Отчисления во внебюджетные фонды

Статья включает в себя отчисления во внебюджетные фонды (для РФ 30,2%):

$$C_{\text{внеб}} = k_{\text{внеб}} * (Z_{\text{осн}} + Z_{\text{доп}}), \quad (14)$$

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

Тогда отчисления на социальные нужды руководителя равны:

$$C_{\text{отч}} = 30,2\% * 13347,98 = 4031,09 \text{ руб.}$$

Отчисления на социальные нужды магистранта равны:

$$C_{\text{отч}} = 30,2\% * 71670,61 = 21644,52 \text{ руб.}$$

3.6.5. Накладные расходы

Накладные расходы составляют 16 % от суммы основной и дополнительной заработной платы, работников, непосредственно участвующих в выполнении работы.

Расчет накладных расходов ведется по следующей формуле:

$$C_{\text{накл}} = k_{\text{накл}} * (Z_{\text{осн}} + Z_{\text{доп}}), \quad (15)$$

где $k_{\text{накл}}$ - коэффициент накладных расходов.

$k_{\text{накл}} = 0,16$ (16 % от основной заработной платы работников).

Сумма накладных расходов равна:

$$C_{\text{накл}} = 0,16 * 85018,59 = 13602,97 \text{ рублей.}$$

3.6.6. Расчёт электроэнергии

Потребление:

- Системный блок ~ 400Вт/ч;
- Монитор ~ 40 Вт/ч;

Затраты на электричество:

$$0,440 \text{ кВт} * 99 \text{ дней} * 6 \frac{\text{часов}}{\text{день}} * 5,8 \frac{\text{кВт}}{\text{ч}} = 1515,89 \text{ рублей.}$$

3.6.7. Услуги сторонних организаций

В этой статье учитываются расходы, связанные с полученными в процессе проектирования услугами сторонних организаций. Затраты на такие услуги предоставлены в таблице 20.

Таблица 20 - Услуги сторонних организаций

Услуга	Количество	Стоимость, руб.	Сумма, руб.
Распечатка на принтере	90	2,5	225
Брошюрование	1	150	150
Итого			375

Подводя промежуточный итог, ранее произведенные расчеты затрат по статьям были сведены в таблицу и определена себестоимость единицы продукции. (таблица 21)

Таблица 21 - Смета затрат

№ п/п	Статья затрат	Значение, руб.
1	Материалы, покупные изделия и оборудование	47670
2	Основная заработная плата	75909,46
3	Дополнительная заработная плата	9109,13
4	Отчисления во внебюджетные фонды	25675,61
5	Затраты на накладные расходы	13602,97
6	Услуги сторонних организаций	375
Себестоимость		172342,17

3.7. Оценка сравнительной эффективности исследования

Определение эффективности происходит путем расчета интегрального показателя эффективности научного исследования. Он рассчитывается на основе двух средневзвешенных величин: финансовой эффективности и ресурсоэффективности.

Интегральный показатель финансовой эффективности научного исследования получают в ходе оценки бюджета затрат трех (или более) вариантов исполнения научного исследования. Для этого наибольший интегральный показатель реализации технической задачи принимается за базу расчета (как знаменатель), с которым соотносится финансовые значения по всем вариантам исполнения.

Интегральный финансовый показатель разработки определяется как:

$$I_{\Phi}^p = \frac{\Phi_{pi}}{\Phi_{max}}, \quad (16)$$

где I_{Φ}^p – интегральный финансовый показатель разработки;

Φ_{pi} – стоимость i – го варианта исполнения;

Φ_{max} – максимальная стоимость исполнения научно-исследовательского проекта (в т.ч. аналоги). За максимально возможную стоимость исполнения следует принять 190000 рублей.

Полученная величина интегрального финансового показателя разработки показывает численное увеличение/уменьшение бюджета затрат разработки в размах. Интегральный показатель ресурсоэффективности вариантов исполнения объекта определяется следующим образом:

$$I_T^P = \sum a_i \cdot b_i \quad (17)$$

где I_T^P – интегральный показатель ресурсоэффективности вариантов;
 a_i – весовой коэффициент i – го варианта исполнения разработки;
 b_i – балльная оценка i – го варианта исполнения разработки;
устанавливается экспертным путем по выбранной шкале оценивания;

Расчет интегрального показателя ресурсоэффективности представлен ниже:

Таблица 22 – Расчет интегрального показателя ресурсоэффективности

Критерии	Весовой коэффициент параметра	Исп.1: магистрант	Исп.2: конкурент
Способствует росту производительности труда пользователя	0,2	4	3
Возможность применения любым предприятием	0,15	4	4
Требует наличия исторических данных	0,3	5	5
Простота применения	0,1	4	5
Конкурентоспособность (с другими системами)	0,25	5	2
ИТОГО	1	4,55	3,7

$$I_{\text{р.исп.1}} = 4 * 0,2 + 4 * 0,15 + 5 * 0,3 + 4 * 0,1 + 5 * 0,22 = 4,55;$$

$$I_{\text{респ.2}} = 3 \cdot 0,2 + 4 \cdot 0,15 + 5 \cdot 0,3 + 5 \cdot 0,1 + 2 \cdot 0,22 = 3,7;$$

$$I_{\text{max}} = 4,55.$$

Интегральный показатель эффективности вариантов исполнения разработки определяется на основании интегрального показателя ресурсоэффективности и интегрального финансового показателя по формуле:

$$I_{\text{финр}}^{\text{р}} = \frac{I_{\text{т}}^{\text{р}}}{I_{\text{ф}}^{\text{р}}} \quad (18)$$

Сравнение интегрального показателя эффективности вариантов исполнения разработки позволит определить сравнительную эффективность проекта и выбрать наиболее целесообразный вариант из предложенных. Сравнительная эффективность проекта определяется по формуле 11:

$$\mathcal{E}_{\text{ср}} = \frac{I_{\text{финр}}^{\text{р}}}{I_{\text{max}}} \quad (19)$$

Сравнительная эффективность разработки представлена в таблице 23:

Таблица 23 – Расчет интегрального показателя ресурсоэффективности

№ п/п	Показатели	Проект магистранта	Проект конкурента
1	Интегральный финансовый показатель разработки	0,89	1
2	Интегральный показатель ресурсоэффективности разработки	4,55	3,7
3	Интегральный показатель эффективности	5,11	3,7
4	Сравнительная эффективность вариантов исполнения	1,12	0,81

Таким образом, сравнивая значения интегральных показателей эффективности можно сделать следующие выводы:

1. Научный проект требует больше ресурсов для реализации;
2. Научный проект более эффективен чем конкурент.

3.8. Реестр рисков проекта

Идентифицированные риски проекта включают в себя возможные неопределенные события, которые могут возникнуть в проекте и вызвать последствия, которые повлекут за собой нежелательные эффекты. Потенциальные риски представлены в таблице 24.

Таблица 24 - Реестр рисков

№ п/п	Риск	Потенциальное воздействие	Вероятность наступления (1-5)	Влияние риска	Уровень риска	Способы смягчения	Условия наступления
1	Ошибки в исторических данных	Получение заведомо неадекватного результата при корректно работающей программе	4	5	высокий	Использование достоверного источника данных	Использован недостоверный источник информации. Внесены ошибки в данные при переводе из одного формата в другой и пр.
2	Ошибки в программе (ошибки в алгоритме, ошибки/неточности в формулах)	Получение некорректных результатов или получение неработающей программы	2	4	средний	Доработка алгоритма, дебаг программы. Использование авторитетного источника информации	Допущение ошибок при написании формул и составление алгоритма. использование непроверенного источника информации, следовательно,

						и, из которого берутся исходные формулы	расчёт по некорректным формулам.
3	Плохое техническое оснащение	Невозможно стать получения результатов	1	1	низкий	Установка ПО или использова ние иного ПК для работы	Отсутствие необходимого ПО у пользователя/н есовместимост ь ПК с необходимым ПО

Таким образом, самой главной проблемой может оказаться использование недостоверных исторических данных. Эту проблему можно решить использованием нескольких (для дополнительной проверки) авторитетных источников.

3.9. Выводы по разделу "Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение"

В ходе выполнения части работы по финансовому менеджменту, ресурсоэффективности и ресурсосбережению был проведен анализ разрабатываемого исследования.

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

2. Было проведено планирование НИИ, а именно: определена структура и календарный план работы, трудоемкость, составлена ленточная диаграмма Ганта, и определен бюджет научно-исследовательской работы. Результаты соответствуют требованиям ВКР по срокам и иным параметрам.

3. Оценен коммерческий потенциал и перспективность проведения исследования. Полученные результаты говорят о потенциале и перспективности на уровне выше среднего.

4. Бюджет научно-технического исследования составил 172342,17 руб. Он состоит из материальных затрат (47670 руб.), затрат на оплаты труда (85018,59 руб.), отчислений во внебюджетные фонды (25675,61 руб.), накладных расходов (13602,97 руб.) и затрат на услуги сторонних организаций (375 руб.).

5. Оценены риски проекта. Главной проблемой может стать использование некорректных исторических данных. Эту проблему можно предотвратить использованием авторитетных источников данных.

6. Был рассчитан интегральный показатель эффективности проекта $I_{финр}^p = 4,55$, для проекта конкурента этот показатель равен 3,7.

7. Определена эффективность исследования в разрезах ресурсной, финансовой, бюджетной и экономической эффективности.

Таким образом, высокая точность прогнозирования *LSTM*-сетей (по сравнению с моделью персептрона) вкупе со стоимостью разработки данного НТИ в 172342,17 рублей подтверждают эффективность проводимого исследования.

4. Социальная ответственность

В настоящее время охрана окружающей среды и труда, а также обеспечение безопасности рабочих в чрезвычайных ситуациях являются необходимой частью организации рабочего процесса. Несоблюдение требований безопасности за компьютером, вызывает ощущение дискомфорта у сотрудника, которое сопровождается: головными болями и резью в глазах, усталостью и раздражительностью. Так же возможно нарушение сна, аппетита, снижения зрения, боль в руках, шеи и пояснице. При ненормированной работе возможно нервное истощение. На все это повлияло появление компьютеров, и принципиально изменило характер труда и требования к организации и охране труда.

В рамках данного раздела необходимо:

- выявить и изучить вредные и опасные производственные факторы при работе с ПЭВМ и определить способы их устранения;
- оценить условия труда;
- исключить или минимально снизить воздействие вредных факторов до безопасных пределов;
- рассмотреть вопросы техники безопасности, безопасности в чрезвычайных ситуациях и охраны окружающей среды.

Объектом исследования является рабочее место (РМ) и помещение, в котором оно находится - аудитория 427а 10-го корпуса НИИ ТПУ. Рабочее место программиста находится на четвертом этаже здания и представляет собой комнату длиной – 9 м, шириной – 5 м и высотой – 3 м.

Цель магистерской диссертации заключается в использовании нейронной сети *LSTM*-типа для прогнозирования финансовых временных рядов. В магистерской диссертации представлены исследования в области статистики, экономики, и международной финансовой отчетности. Основным преимуществом нейронной сети *LSTM*-типа является способность находить

нелинейные связи в данных. В процессе построения модели производится сбор и обработка данных, анализ и построение таблиц, графиков.

4.1. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности

4.1.1. Правовые нормы трудового законодательства для рабочей зоны оператора ПЭВМ

Регулирование отношений между работником и работодателем, оплата труда, трудового распорядка, особенности регулирования труда женщин, детей, а также людей с ограниченными способностями и др., осуществляется трудовым кодексом РФ. Рабочее место – это часть рабочей зоны, где постоянно или временно пребывает работник в процессе трудовой деятельности. Выбранное место должно обеспечивать удобное выполнение работы, учитывать её физическую тяжесть и технологические особенности, включать в себя дополнительное пространство для передвижения. Рабочее место при выполнении работ в положении сидя должно соответствовать требованиям ГОСТ 12.2.032-78. Согласно нормативам, продолжительность рабочего дня не должна быть меньше указанного времени в договоре, а также не превышать 40 часов в неделю. Для работников до 16 лет – не более 24 часов в неделю, от 16 до 18 лет и инвалидов I и II группы – не более 35 часов.

Выпускная квалификационная работа магистранта выполнялась в десятом корпусе ТПУ на кафедре информационных систем и технологий. Рабочее место находится на четвертом этаже здания и представляет собой комнату длиной – 9 м, шириной – 5 м и высотой – 3 м. Естественное освещение кабинета осуществляется посредством двумя окнами размерами 2,2 м х 1,5 м. Дверь – деревянная одностворчатая, белого цвета. Высота двери – 2 м, ширина – 1 м. Стены комнаты окрашены вододисперсионной краской бежевого цвета. Потолок подвесной, плиточный. Пол покрыт линолеумом. Площадь кабинета составляет 45 м², объем – 135 м³. Согласно СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03 [22], норма площади рабочего места с персональным компьютером составляет 4,5 м². В

рассматриваемой аудитории установлено 10 рабочих мест с персональными компьютерами и жидкокристаллическими экранами. Соответственно, на одного человека приходится 4,5 м², что соответствует вышеуказанным требованиям

4.1.2. Организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны

Основным объектом в производственных условиях является рабочее место, которое представляющее собой пространство, где находится человек при выполнении производственного процесса. Рабочее место является основной подсистемой всего производственного процесса.

Наиболее правильная организация рабочего места позволяет значительно уменьшить неблагоприятные нагрузки на организм, что позволит повысить производительность труда.

Место для работы на компьютере, а также расположение всех его элементов должно соответствовать физическим, антропометрическим, и психологическим требованиям.

Отрицательное воздействие ПК на человека носит комплексный характер из различных комбинаций вредных и опасных производственных факторов:

- 1) Монитор ноутбука является источником различных полей и излучений: электромагнитного и электростатического поля; рентгеновского излучения;
- 2) Негативное воздействия на глаза, в результате несовершенства экрана монитора;
- 3) Работа ПК сопровождается различными акустическими шумами, включая ультразвук.

Основными элементами рабочего места в положении сидя являются стул и стол. Основные зоны досягаемости рук представлены на рисунке 1.

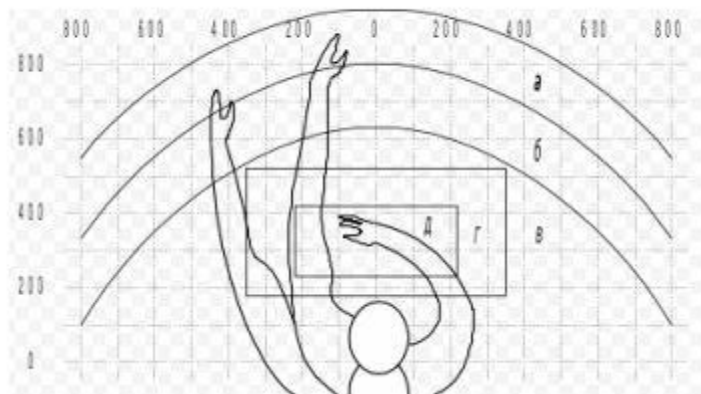


Рисунок 28 – Зоны досягаемости рук в горизонтальной плоскости

Обозначения на рисунке 28:

- а – зона максимальной досягаемости;
- б – зона досягаемости пальцев при вытянутой руке;
- в – зона легкой досягаемости ладони;
- г – оптимальное пространство для грубой работы;
- д – оптимальное пространство для тонкой работы.

Таким образом, следует принять следующее расположение предметов труда и документации в зонах досягаемости:

- монитор ПК размещается в зоне а (центр);
- клавиатура - в зоне г/д;
- компьютерная мышь - в зоне в (справа);
- сканер - в зоне а/б (слева);
- принтер - в зоне а (справа);
- необходимая документация при работе - в зоне в.

Согласно с СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03, где приведены требования к организации и оборудованию рабочих мест с ПЭВМ, при работе человека за столом, конструкция стола и стула должна обеспечивать оптимальное положение тела работающего. Параметры рабочего места при работе с ПЭВМ, а также с нормативной и технической документацией приведены в таблице 25.

Таблица 25 - Параметры рабочего места при работе

Параметры	Значение параметра	Реальное значение
Высота рабочей поверхности стола	600 мм - 800 мм	700 мм
Высота клавиатуры	600 мм - 700 мм	650 мм
Удаленность клавиатуры	Не менее 80 мм	95 мм
Удаленность экрана монитора	500 мм - 700 мм	600 мм
Высота сидения	400 мм - 500 мм	420 мм
Угол наклона монитора	0 - 30 град.	10 град.
Наклон подставки ног	0 - 20 град.	0 град.

Согласно таблице 25, параметры рабочего стола удовлетворяют нормативным требованиям. Ниже представлены нормативные параметры для мониторов при работе с ПЭВМ.

Таблица 26 - Допустимые визуальные параметры монитора

Параметры	Допустимое значение
Яркость белого поля	Не менее 35 кд/м ²
Неравномерность яркости рабочего поля	Не более $\pm 20\%$
Контрастность (для монохромного режима)	Не менее 3:1
Временная нестабильность изображения (непреднамеренное изменение во времени яркости изображения на экране дисплея)	Не должна фиксироваться

Продолжительность непрерывной работы с компьютером без регламентированного перерыва не должна быть более 2-х часов. Такое время

работы связано с тем, что на человека в процессе работы оказывают влияние опасные и вредные производственные факторы, а также наступает общее утомление, что отрицательно сказывается на здоровье и самочувствии. Санитарные правила и нормы содержат ряд комплексов упражнений, которые способствует снятию локального утомления.

4.2. Производственная безопасность

Для обеспечения производственной безопасности необходимо проанализировать воздействия на человека вредных и опасных производственных факторов, которые могут возникать при разработке или эксплуатации проекта.

Для данной работы целесообразно рассмотреть физические и психофизические вредные и опасные факторы производства, характерные как для рабочей зоны программиста, как разработчика рассматриваемой в данной работе системы, так и для рабочей зоны пользователя готового продукта – аналитика-оператора ПЭВМ. Выявленные факторы представлены в таблице 3.

Таблица 27 - Возможные опасные и вредные факторы

Факторы (ГОСТ 12.0.003-2015)	Этапы работы			Нормативные документы
	Разработка	Изготовление	эксплуатация	
Отклонение показателей микроклимата	+	+	+	СанПиН 2.2.4.548-96. Гигиенические требования к микроклимату производственных помещений; СП 52.13330.2011 Защита от шума [23]
Превышение уровня шума	+	+	+	
Недостаточная освещенность рабочей зоны	+	+	+	

Повышенное значение напряжения в электрической цепи, замыкание которой может произойти через тело человека		+	+	СП 52.13330.2016 Естественное и искусственное освещение [24] СанПиН 2.2.4.3359-16. Санитарно-эпидемиологические требования к физическим факторам на рабочих местах
Повышенный уровень электромагнитных излучений	+	+	+	

4.3. Анализ вредных и опасных факторов

4.3.1. Отклонение показателей микроклимата

Одним из необходимых условий здорового и высокопроизводительного труда является обеспечение нормальных микроклиматических условий, что, в свою очередь, является важной характеристикой санитарно-гигиенических условий труда.

К микроклиматическим условиям на рабочем месте относятся температура воздуха, относительная влажность, скорость движения воздуха. Микроклиматические условия в помещении очень часто изменчивы и зависят от метеорологических условий наружной атмосферы, мощности источников тепловыделений в помещении, расположения рабочего места, воздухообмена и т.д. Вызываемое метеорологическими условиями тепловое воздействие или воздействие холода может привести к значительным изменениям жизнедеятельности организма человека и, вследствие этого, к снижению производительности труда, а также к повышению общей заболеваемости работающих.

Для исключения вредного влияния микроклиматических факторов на организм человека и создания нормальных условий труда в рабочей зоне параметры воздушной среды должны соответствовать СанПиН 2.2.4.548-96. [25] Для измерения температуры воздуха в помещении чаще всего применяют

ртутные термометры. Поскольку температура воздуха в лаборатории не является постоянной величиной, ее измеряют в нескольких точках в разное время на высоте 1,3 - 1,5 м от уровня пола и на расстоянии не менее 1 - 1,5 м от приборов и аппаратов, излучающих тепло, а также от наружных стен. Параметры микроклиматических условий соответствуют СанПиН 2.2.4.548-96 [25]. Температура, влажность и скорость движения воздуха нормированы с учетом сезона года, категории выполняемых физических работ. В процессе производства персонал работает стоя, большинство операций связано с ходьбой, перемещением и переноской тяжестей до 10 кг и сопровождается умеренным физическим напряжением, поэтому работа относится как средней тяжести, категории 26. Данные сведены в таблицу 28.

Таблица 28 – Оптимальные параметры микроклимата производственных помещений оператора ПЭВМ

Период года	Температура воздуха, °С	Температура поверхностей, °С	Относительная влажность, %	Скорость движения воздуха, м/с
Холодный	22-24	21-25	60-40	0,1
Теплый	23-25	22-26	60-40	0,1

Для обеспечения нормальных метеорологических условий и поддержания теплового равновесия между телом человека и окружающей средой в лаборатории проводится ряд мероприятий, основными из которых являются: обеспечение приточно-вытяжной вентиляцией, системой водяного отопления, которые всегда должны находиться в рабочем состоянии. В используемом помещении существуют действующие вентиляция и водяное отопление, которые позволяют поддерживать необходимую температуру, соответствующую СанПиН 2.2.4.548-96. [25]

4.3.2. Повышенный уровень шума

Шум в большей или меньшей степени может временно активизировать или постоянно подавлять определенные психические процессы организма человека. Физиопатологические последствия могут проявиться в форме нарушения слуха и других анализаторов.

Шум не только ухудшает самочувствие человека и снижает производительность труда в среднем на 10-15%, но и очень часто приводят к профессиональным заболеваниям.

Шум создается работающими приборами, вентиляторами и охлаждающими элементами устройств. В большинстве случаев, технически трудно снизить шум до очень малых уровней, поэтому при нормировании исходят не из оптимальных, а из терпимых условий - таких условий, когда вредное действие шума на человека не проявляется или проявляется незначительно.

Нормирование допустимых уровней звукового давления производится в соответствии с ГОСТ 12.1.003.-2014 [26]. По данному ГОСТу уровень звука в производственных помещениях не должен превышать 85 дБА. [26].

Так как выполнение ВКР происходило в аудитории 427а 10-го корпуса НИИ ТПУ, то можно рассмотреть такие источники шума, как:

- шум работающих в помещении приборов;
- посторонние звуки за пределами помещения (но в пределах 10-го корпуса НИИ ТПУ);
- звуки улицы (транспорт, различные производственные шумы).

Работающие люди в таких зонах должны быть снабжены предметами индивидуальной защиты. Разработка бесшумной техники, применение предметов и методов коллективной и индивидуальной защиты и строительно-акустические методы должны обеспечить защиту от шума в соответствии с [26]. Индивидуальная защита от шума представляет собой противошумные

вкладыши, а также возможность сокращать время пребывания в рабочих условиях чрезмерного шума в то время, как коллективная защита от шума заключается в снижении шума в источнике и применении звукоизоляции.

4.3.3. Недостаточная освещенность рабочей зоны

Освещение оказывает большое влияние на зрительную работоспособность, физическое и моральное состояние людей, производительность и качество труда. Следовательно, для сохранения работоспособности в течение рабочей смены необходимо условием является рациональное освещение помещений и рабочих мест, которое обеспечивается естественным и искусственным освещением согласно СП 23-05-095 [24].

В качестве искусственного освещения были выбраны люминесцентные открытые двухламповые светильники типа ОДО-2-40, удовлетворяющим требованиям взрыва - пожарной безопасности, а также для работы в пыльных помещениях.

В качестве естественного освещения была выбрана боковая система освещения от оконных проемов, чей коэффициент естественного освещения составляет $e = 1,2$. Геометрические размеры помещения следующие: ширина $A = 9$ м; длина $B = 5$ м; высота $H = 3$ м. Минимальное освещение: $E_m = 150$ люкс. Коэффициент запаса для помещения с малым выделением пыли при люминесцентных лампах: $\kappa = 1,5$.

Расчетная освещенность $E_p = E_m * \kappa = 150 * 1,5 = 225$ люкс. Свес светильников с потолка $h_c = 0,2$ м. Высота рабочей поверхности над полом: $h_p = 0,8$ м. Высота подвеса светильников над рабочим местом $h = H - h_c - h_p = 3 - 0,2 - 0,8 = 2$ м. Площадь помещения $S = A * B = 9 * 5 = 45$ м². Удельная мощность $w = 16$ Вт/м². Суммарная установленная мощность $P = S * w = 45 * 16 = 720$ Вт. Мощность одного светильника: $P_i = 80$ Вт. Количество светильников $n = P / P_j =$

$720/80 = 9$ шт. Для равномерного общего освещения светильники располагаются в коридорном порядке.

Размеры светильника типа ОД-2-40: ширина 266 мм, длина 1230 мм, высота 156 мм. Величина светового потока лампы $F = (E \cdot k \cdot S \cdot z) / (n_p)$, где $E = 150$ люкс - минимальная освещенность, $k = 1,5$ - коэффициент запаса для люминесцентных ламп, $S = 5 \cdot 9 = 45 \text{ м}^2$ - площадь помещения, $z = 0,9$ - коэффициент неравномерности освещения, $i = S / (h(A+B)) = 45 / (3(5+9)) = 1,07$ - индекс помещения, $p_{\text{п}} = 70\%$ - коэффициент отражения потолка, $p_{\text{с}} = 50\%$ - коэффициент отражения стен, $p_l = 0,47$ - коэффициент использования светового потока. Тогда величина потребляемого светового потока лампы будет равна $F = (150 \cdot 1,5 \cdot 45 \cdot 0,9) / (9 \cdot 0,47) = 2154$ люмен.

Проверка вычислений:

$$-10\% \leq \frac{F_{\text{пом}} - F_{\text{пот}}}{F_{\text{пом}}} \cdot 100\% \leq 20\%$$

$$\frac{F_{\text{лб}} - F_{\text{п}}}{F_{\text{лб}}} \cdot 100\% = \frac{2600 - 2154}{2600} \cdot 100\% = 17,15\%$$

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

4.3.4. Опасность поражения электрическим током

Электрический ток представляет собой опасность, которая не предупреждает о своем присутствии (нет видимых движущихся частей, свечения, запаха, шума), а в случае повреждения электроустановок (принтер, персональный компьютер, проектор, сканер), вокруг места повреждения возникает опасное электрическое поле. Особенно опасно прикосновение человека к токоведущим частям находящимся под напряжением. Вследствие теплового воздействия электрического тока при непосредственном

прикосновении человека к токоведущим частям и при воздействии электрической дуги возникают внешние местные поражения (ожоги).

Ожоги могут быть поверхностные или глубокие, сопровождающиеся поражением не только кожных покровов, но и подкожной ткани, жира, глуболежащих мышц и кости. Различают три степени электрических ожогов:

1. Покраснение кожи.
2. Образование пузырей.
3. Обугливание и омертвление кожи.

Раны от ожогов заживают очень долго, а поражение $2/3$ поверхности тела может привести к смертельному исходу. Возникают также механические повреждения — разрыв тканей и некоторых внутренних органов, это может быть следствием динамических перенапряжений при прохождении через тело человека электрического тока (практически — тока короткого замыкания). Механическое повреждение может быть вызвано падением человека с высоты вследствие испуга при незначительном воздействии силы тока, практически безопасного, если не были выполнены меры безопасности при работе на высоте.

Наибольшую опасность при всех видах поражения представляет электроудар, когда при прохождении тока через тело человека поражается весь организм в целом, возникают судороги, расстройство дыхания, аритмия работы сердца. Степень опасности силы тока зависит от силы тока, проходящего через организм. Если сила тока, проходящего через организм равна 1,5 мА (при постоянном напряжении), то в месте контакта с токоведущими частями ощущается зуд и нагрев. Такую силу тока называют порогом ощущения. Увеличение силы тока до 10 мА при переменном и до 50 мА при постоянном напряжении вызывает у человека сильные боли в пальцах и кистях рук. При такой силе тока человек еще может самостоятельно оторваться от токоведущих частей. Эту силу тока называют условно безопасной. Дальнейшее увеличение от 10 мА до 100 мА при переменном и от 50 мА до 100 мА при постоянном

напряжении вызывает очень сильные боли, руки парализуются, наступает паралич дыхания, самостоятельно оторваться от токоведущих частей невозможно. Сила тока при снижении сопротивления человеческого тела постоянно возрастает и при достижении 100 мА, как при переменном, так и при постоянном напряжении наступает клиническая смерть (отсутствие внешних признаков жизни).

Опасное и вредное воздействие на людей электрического тока, электрической дуги и электромагнитных полей проявляются в виде электротравм и профессиональных заболеваний. Для предотвращения этих и других несчастных случаев необходимо разработать электробезопасность конструкций. Согласно ПЭУ, данное помещение без повышенной электроопасности, которое характеризуется отсутствием условий, создающих повышенную и или особую опасность. Основные способы и средства электрозащиты:

- изоляция токопроводящих частей и ее непрерывный контроль;
- установка оградительных устройств;
- предупредительная сигнализация и блокировки;
- использование знаков безопасности и предупреждающих плакатов;
- использование малых напряжений;
- электрическое разделение сетей;
- защитное заземление;
- выравнивание потенциалов;
- зануление;
- защитное отключение;
- средства индивидуальной электрозащиты.

4.3.5. Повышенный уровень электромагнитных излучений

Уровень электромагнитных излучений на рабочем месте оператора ПЭВМ является вредным фактором производственной среды, величины параметров которого определяются СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03. Основными источниками электромагнитных излучений в помещениях для работы операторов ПЭВМ являются дисплеи компьютеров и мобильных устройств, сеть электропроводки, системный блок, устройства бесперебойного питания, блоки питания.

Излучения, применительно к дисплеям современных ПЭВМ, можно разделить на следующие классы:

- переменные электрические поля (5 Гц – 400 кГц);
- переменные магнитные поля (5 Гц – 400 кГц).

Воздействие данных излучений на организм человека носит необратимый характер и зависит от напряженности полей, потока энергии, частоты колебаний, размера облучаемого тела. При воздействии полей, имеющих напряженность выше предельно допустимого уровня, развиваются нарушения нервной системы, кровеносной сердечно-сосудистой системы, органов пищеварения и половой системы.[26] В таблице 29 приведены допустимые уровни параметров электромагнитных полей.

Таблица 29 – Временные допустимые уровни электромагнитных полей, создаваемых ПЭВМ на рабочих местах

	Наименование параметров	Допустимые значения
Напряженность электрического поля	В диапазоне частот 5 Гц – 2 кГц	25 В/м
	В диапазоне частот 2 кГц – 400 кГц	2,5 В/м
Плотность магнитного потока	В диапазоне частот 5 Гц – 2 кГц	250 нТл
	В диапазоне частот 2 кГц – 400 кГц	25 нТл

Электростатический потенциал экрана видеомонитора	15 кВ/м
--	---------

Для уменьшения уровня электромагнитного поля от персонального компьютера рекомендуется включать в одну розетку не более двух компьютеров, сделать защитное заземление, подключить компьютер к розетке через нейтрализатор электрического поля.

К средствам индивидуальной защиты при работе на компьютере относят спектральные компьютерные очки для улучшения качества изображения, защиты от избыточных энергетических потоков видимого света и для профилактики «компьютерного зрительного синдрома». Очки уменьшают утомляемость глаз на 25-30 %. Их рекомендуется применять всем операторам при работе более 2 ч в день, а при нарушении зрения на 2 диоптрии и более – независимо от продолжительности работы.

4.4. Экологическая безопасность

В данном разделе рассматривается воздействие на окружающую среду деятельности по разработке проекта, а также самого продукта в результате его реализации на производстве.

Разработка программного обеспечения и работа за ПЭВМ не являются экологически опасными работами, потому объект, на котором производилась разработка продукта, а также объекты, на которых будет производиться его использование операторами ПЭВМ относятся к предприятиям пятого класса, размер селитебной зоны для которых равен 50 м. [27]

Программный продукт, разработанный непосредственно в ходе выполнения магистерской диссертации, не наносит вреда окружающей среде.

Средства, необходимые для разработки и эксплуатации программного комплекса могут наносить вред окружающей среде. При рассмотрении влияния процесса утилизации персонального компьютера были выявлены особо вредные выбросы согласно ГОСТ Р 51768-2001.[28] В случае выхода из строя компьютеров, они списываются и отправляются на специальный склад, который при необходимости принимает меры по утилизации списанной техники и комплектующих. Люминесцентные лампы, применяющиеся для искусственного освещения рабочих мест, также требуют особой утилизации, т.к. в них присутствует от 10 до 70 мг ртути, которая относится к чрезвычайно-опасным химическим веществам и может стать причиной отравления живых существ, а также загрязнения атмосферы, гидросферы и литосферы. Сроки службы таких ламп составляют около 5-ти лет, после чего их необходимо сдавать на переработку в специальных пунктах приема. Юридические лица обязаны сдавать лампы на переработку и вести паспорт для данного вида отходов. В настоящее время в Томской области утилизацией занимаются две компании: городской полигон и ООО НПП «Экотом». Утилизацией опасных бытовых отходов занимаются компании: ООО «Торем», ООО «СибМеталлГрупп».

4.5. Безопасность при чрезвычайных ситуациях

Чрезвычайные ситуации (ЧС) – совокупность таких обстоятельств, которые сопровождаются разрушениями, поражениями людей, изменением экологической обстановки. К чрезвычайным ситуациям относятся: производственные аварии, стихийные бедствия, военные конфликты.

В условиях ЧС необходимо знать правила поведения во избежание паники и несчастных случаев.

Одними из наиболее вероятных и разрушительных видов чрезвычайных ситуаций являются пожар или взрыв на рабочем месте.

В рабочей среде оператора ПЭВМ возможно возникновение следующих чрезвычайных ситуаций техногенного характера:

- пожары и взрывы в зданиях и на коммуникациях;
- внезапное обрушение зданий.

Наиболее характерной для объекта, где размещаются рабочие помещения, оборудованные ПЭВМ, чрезвычайной ситуацией является пожар.

Помещение для работы операторов ПЭВМ по системе классификации категорий помещений по взрывопожарной и пожарной опасности относится к категории Д (из 5-ти категорий А, Б, В1-В4, Г, Д), т.к. относится к помещениям с негорючими веществами и материалами в холодном состоянии.

Каждый сотрудник организации должен быть ознакомлен с инструкцией по пожарной безопасности, пройти инструктаж по технике безопасности и строго соблюдать его.

Запрещается использовать электроприборы в условиях, не соответствующих требованиям инструкций изготовителей, или имеющие неисправности, которые в соответствии с инструкцией по эксплуатации могут привести к пожару, а также эксплуатировать электропровода и кабели с поврежденной или потерявшей защитные свойства изоляцией.

Электроустановки и бытовые электроприборы в помещениях по окончании рабочего времени должны быть обесточены (вилки должны быть вынуты из розеток). Под напряжением должны оставаться дежурное освещение и пожарная сигнализация. Недопустимо хранение легковоспламеняющихся, горючих и взрывчатых веществ, использование открытого огня в помещениях офиса.

Перед уходом из служебного помещения работник обязан провести его осмотр, закрыть окна, и убедиться в том, что в помещении отсутствуют источники возможного возгорания, все электроприборы отключены и выключено освещение. С периодичностью не реже одного раза в три года

необходимо проводить замеры сопротивления изоляции токоведущих частей силового и осветительного оборудования.

Повышение устойчивости достигается за счет проведения соответствующих организационно-технических мероприятий, подготовки персонала к работе в ЧС

Работник при обнаружении пожара или признаков горения (задымление, запах гари, повышение температуры и т.п.) должен:

- немедленно прекратить работу и вызвать пожарную охрану по телефону «01», сообщив при этом адрес, место возникновения пожара и свою фамилию;
- принять по возможности меры по эвакуации людей и материальных ценностей;
- отключить от сети закрепленное за ним электрооборудование;
- приступить к тушению пожара имеющимися средствами пожаротушения;
- сообщить непосредственному или вышестоящему начальнику и оповестить окружающих сотрудников;
- при общем сигнале опасности покинуть здание согласно «Плану эвакуации людей при пожаре и других ЧС».

Для тушения пожара применять ручные углекислотные огнетушители (типа ОУ-2, ОУ-5), находящиеся в помещениях офиса, и пожарный кран внутреннего противопожарного водопровода. Они предназначены для тушения начальных возгораний различных веществ и материалов, за исключением веществ, горение которых происходит без доступа воздуха. Огнетушители должны постоянно содержаться в исправном состоянии и быть готовыми к действию. Категорически запрещается тушить возгорания в помещениях офиса при помощи химических пенных огнетушителей (типа ОХП-10).

Самое главное – при любой чрезвычайной ситуации сохранять спокойствие и не забывать отключить электроэнергию и электроприборы. Иначе, это приведет к еще большим разрушениям.

4.6. Выводы по разделу "Социальная ответственность"

Данный раздел включает в себя комплекс мер и мероприятий по обеспечению безопасных условий труда и жизни для людей, находящихся на рабочих местах в офисном помещении. Был проведен анализ влияния вредных факторов на процесс работы сотрудников и на окружающую среду. Разработаны организационные мероприятия по обеспечению организационной безопасности и безопасности в чрезвычайных ситуациях, что позволит свести к минимуму вероятность возникновения чрезвычайных и опасных ситуаций, а также вероятность возникновения профессиональных заболеваний.

При написании ВКР вредных выбросов в атмосферу, почву и водные источники не производилось, радиационного заражения не произошло, чрезвычайные ситуации не наблюдались, следовательно никакого ущерба окружающей среде нанесено не было.

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.

Заключение

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

Для построения модели нейронной сети с долгой краткосрочной памятью была изучена соответствующая литература. Обработанная и проанализированная информация была использована для выбора дизайна слоев и качественной настройки параметров нейронной сети.

Был осуществлен поиск, предобработка и нормализация исторических ценовых данных для обучения и тестирования модели *LSTM* типа.

По ходу работы был построен алгоритм для прогнозирования цен закрытия акций, реализующий архитектуру рекуррентной нейронной сети, построенной на элементах долгой краткосрочной памяти (*LSTM*). Данная модель была выбрана из-за того, что датасет цен закрытия акций представляет собой временной ряд и необходимо регулярно обращаться к нему и учитывать долгосрочный контекст. Рекуррентная нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью *LSTM* хорошо справляется с данной задачей. Программный комплекс был реализован с помощью открытой нейросетевой библиотеки *Keras*.

Варьируя настройки нейросети, можно добиваться лучших результатов - получать меньшие ошибки прогнозов сети. В данном исследовании это было продемонстрировано для следующих параметров:

1. Увеличение количества *LSTM*-слоев привело к существенному улучшению прогноза; средняя ошибка прогноза уменьшилась в пять раз - с 0,039 до 0,008. Однако, при данной процедуре следует учитывать архитектуру вычислительного оборудования, так как дальнейшее увеличение количества слоев может привести к ухудшению результатов.

2. Было показано, что добавление дополнительного полносвязного слоя перед выходным слоем может уменьшить ошибку прогноза сети, тем самым улучшая работу модели.

3. Проанализировав результаты экспериментов с разными параметрами *batch-size*, можно сказать, что уменьшение значения данной характеристики определяет лучшую производительность нейронной сети. Впрочем, стоит иметь в виду, что выбор величины данной характеристики обуславливается возможностями памяти графического или аппаратного обеспечения.

4. Путём подбора оптимального параметра исключения нейронов *dropout* = 0.35, была повышена эффективность работы сети.

Таким образом, анализируя полученные результаты экспериментов, следует отметить, что есть ещё множество способов улучшить результат: изменение дизайна слоев, вариации с параметрами *dropout*, *batch-size*, и *epochs*, разная инициализация и схемы активации, комбинирование с другими моделями.

Подводя итог, можно сказать, что рекуррентные нейронные сети типа LSTM могут быть хорошим подспорьем для прогнозирования финансовых временных рядов. Однако нужно учитывать много факторов перед применением такого рода инструмента. Определяющим результат будет процедура правильного подбора параметров нейросети. Неправильная оценка мощностей и архитектуры вычислительного оборудования может привести к плохим результатам.

Список публикаций студента

1. Баяртуев Б.Р. Бэктестинг VaR / Б.Р. Баяртуев // Точная наука. – 2020. - №79. – С.7-9. URL: <https://idpluton.ru/wp-content/uploads/tv79.pdf>

Список использованной литературы

1. Матвеева, Н.Ю. Нейросетевые технологии: преимущества использования в современном мире / Н.Ю. Матвеева // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. - 2015. - №1. - С. 370-374.
2. Ленченкова, Е.П., Бучкин, В.А. Применение искусственных нейронных сетей для создания модели рельефа / Е.П. Ленченкова, Бучкин В.А. // Наука. Техника. Технологии (Политехнический вестник). - 2013. - №1-2. - С. 93-96.
3. Яхьяева, Г.Э. Основы теории нейронных сетей / Г.Э. Яхьяева. - Москва: Национальный Открытый Университет "Интуит", 2016. - 200 с.
4. Уоссермен, Ф. Нейрокомпьютерная техника / Ф. Уоссермен. - Пер. с англ. - Москва: Мир, 1992. - 184 с.
5. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание / С. Хайкин. - Пер. с англ. - Москва: Издаельский дом "Вильямс", 2006. - 1104 с.
6. *Hansson M. On stock return prediction with LSTM networks // Lund University, - 2017.*
7. *Guo Y., Chen J., Du Q. [et al.] Multi-way backpropagation for training compact deep neural networks // Neural Networks. - 2020. Vol. 126, P. 250-261.*
8. Хлюпина, М.А., Исавнин, А.Г., Валеева, З.Ф., Пивоваров, В.А. Моделирование динамики стоимости недвижимости на вторичном рынке в городе Елабуга Республики Татарстан на основе нейронных сетей / М.А. Хлюпина, А.Г. Исавнин, З.Ф. Валеева, В.А. Пивоваров // Фундаментальные исследования. - 2016. - №7-1. - С. 200-204.
9. *Karpathy A. The Unreasonable Effectiveness of Recurrent Neural Networks [Электронный ресурс]. 2015. URL: <http://karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/>*
10. *K. Greff [et al.] LSTM: A Search Space Odyssey [Электронный ресурс] / // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. - 2017. Vol. 28, no. 10. P. 2222–2232.*
11. *Roondiwala M., Patel H., Varma S. Predicting stock prices using LSTM // International Journal of Science and Research. - 2017. Vol. 6, no. 4. P. 1754–1756.*
12. *Fliege J., Vaz A.I.F., Vicente L.N. Complexity of gradient descent for multiobjective optimization // Optimization Methods and Software. - 2019. Vol. 34, P. 949-959.*
13. Костина, Л.Н., Гареева, Г.А. Нейронные сети в задачах прогнозирования временных рядов / Л.Н. Костина, Г.А. Гареева // Международный научный журнал "Инновационная наука". - 2015. - №6. - С. 70-73.
14. Владимирова, Д.Б., Кокшарова, А.А. Прогнозирование финансовых рынков искусственными нейронными сетями / Д.Б. Владимирова, А.А.

Кокшарова // *Science and Business: Development Ways*. - 2014. - №3(33). - С. 42-46.

15. Ghiassi M., Olschimke M., Moon B., Arnaudo P. Automated text classification using a dynamic artificial neural network model / M. Ghiassi, M. Olschimke, B. Moon, P. Arnaudo // *Expert Syst. with Applications*. - 2012. - №39. - Pp. 10967–10976.

16. Кондратьева, Т.И. Прогнозирование тенденции финансовых временных рядов с помощью нейронной сети LSTM / Т.И. Кондратьева // Интернет-журнал "Науковедение". - 2017. - №4(9). - С. 1-6.

17. *Keras API reference* // <https://keras.io/api/> [Электронный ресурс]

18. <https://finam.ru> [Электронный ресурс]

19. <https://alphavantage.co> [Электронный ресурс]

20. *Carlo Luschì Revisiting Small Batch Training for Deep Neural Networks* // *Dominic Masters*. - 2018.

21. *Nitish Srivastava, Geoffrey Hinton, Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Ruslan Salakhutdinov Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting* // *Journal of Machine Learning Research*. - 2014. Vol. 15, P. 1929–1958.

22. СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03. Санитарно-эпидемиологические правила и нормативы «Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы».

23. ГОСТ 12.1.003-2015ССБТ. Шум. Общие требования безопасности.

24. СП 52.13330.2016 Естественное и искусственное освещение.

25. СанПин 2.2.4.548-96 Гигиенические требования к микроклимату производственных помещений.

26. ГОСТ 12.0.003-2015ССБТ. Опасные и вредные производственные факторы. Классификация.

27. СанПиН 2.2.1/2.1.1.1200-03. Санитарно-защитные зоны и санитарная классификация предприятий, сооружений и других объектов

28. ГОСТ Р 51768-2001. Ресурсосбережение. Обращение с отходами. Методика определения ртути в ртутьсодержащих отходах. Общие требования.

Приложение I

Листинг программы - Прогнозирование финансовых временных рядов с помощью библиотеки *Keras*

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd

# Загрузка датасета для тренировки сети
training_dataset = pd.read_csv('adobe_train.csv')

# Создание датафрейма
training_dataframe = training_dataset.iloc[:, 4:5].values

# Нормирование данных
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
scaling = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))

# Центрирование данных
scaled_training_dataframe = scaling.fit_transform(training_dataframe)

# Функция append добавит элемент в список
x_train = []
y_train = []
for i in range(64, 1499):
    x_train.append(scaled_training_dataframe[i - 64:i, 0])
```

```

y_train.append(scaled_training_dataframe[i, 0])

# Создание многомерных массивов
x_train, y_train = np.array(x_train), np.array(y_train)

# Следует изменить форму массива для использования его в качестве входа
x_train = np.reshape(x_train, (x_train.shape[0], x_train.shape[1], 1))

# Построение LSTM-сети - загрузка необходимых пакетов
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from keras.layers import LSTM
from keras.layers import Dropout

# Использование модели последовательной сети Sequential
forecast = Sequential()

# Создание и настройка первого слоя LSTM
forecast.add(LSTM(units=32, return_sequences=True,
                 input_shape=(x_train.shape[1], 1)))

# Добавление веса для параметра исключения
forecast.add(Dropout(0.18))

# Добавление второго слоя LSTM и веса Dropout
# Аргументы input_shape были определены в первом слое
forecast.add(LSTM(units=32, return_sequences=True))
forecast.add(Dropout(0.18))

```

```

# Добавление третьего слоя LSTM и веса Dropout
forecast.add(LSTM(units=32, return_sequences=True))
forecast.add(Dropout(0.18))

# Добавление четвертого слоя LSTM и веса Dropout
forecast.add(LSTM(units=32, return_sequences=False))
forecast.add(Dropout(0.18))

# Добавление выходного слоя
forecast.add(Dense(units=1))

# Выбор алгоритма оптимизации и функции потерь
forecast.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')

# Настройка параметров тренировки сети
forecast.fit(x_train, y_train, batch_size=32, epochs=200)

# Загрузка датасета для теста сети
test_dataset = pd.read_csv('adobe_test.csv')

# Создание датафрейма
test_dataframe = test_dataset.iloc[:, 4:5].values

# Объединение датасетов
dataset = pd.concat((training_dataset['Close'], test_dataset['Close']), axis=0)

# Получение первых данных для прогнозирования
forecast_data = dataset[len(dataset) - len(test_dataset) - 64:].values

```

```

# Изменение формы массива
forecast_data = forecast_data.reshape(-1, 1)

# Центрирование данных
forecast_data = scaling.transform(forecast_data)

x_test = []
for i in range(64, 84):
    x_test.append(forecast_data[i - 64:i, 0])
x_test = np.array(x_test)

# Изменение формы массива
x_test = np.reshape(x_test, (x_test.shape[0], x_test.shape[1], 1))

# Прогнозирование
price_forecast = forecast.predict(x_test)

# Возвращение к исходным единицам измерения
price_forecast = scaling.inverse_transform(price_forecast)
print(price_forecast)


# Построение графиков
plt.plot(test_dataframe, color='b', label='Real')
plt.plot(price_forecast, color='g', label='Forecast')
plt.title('Прогнозирование цен закрытия акций Adobe Inc.')
plt.xlabel('Торговые дни, ноябрь 2019')
plt.ylabel('Цена закрытия')
plt.legend()
plt.show()

```

Приложение II
(справочное)

Research of the possibility of using neural networks to forecast financial time series

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
0BM81	Баяртуев Бато Раднаевич		

Руководитель ВКР

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

Консультант-лингвист отделения иностранных языков ШБИП

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Старший преподаватель	Смирнова Ульяна Александровна			

Introduction

In the conditions of modern economic situation and sharp increase of rates of scientific and technological development, profit on the basis of forecasting is becoming more and more actual. The development of forecasting as a science in recent decades has led to the creation of many methods, procedures, methods of forecasting, which are not equal. By various estimates, there are more than one hundred forecasting methods. In this regard, specialists are faced with the task of selecting methods that would provide adequate forecasts for the processes or systems under study. In this regard, the task of forecasting time series is relevant, because in the conditions of market economy the enterprise has a need to study data on the state of activity in the past in order to assess future conditions and results of work. Until recently, statistical methods remained the main methods of time series forecasting. However, mathematical models related to these methods are not always linear and therefore they cannot predict complex processes in which the data model can be non-linear. In these cases, the neural network apparatus comes to help.

Neural network is a mathematical tool that allows to model different dependencies, examples of which may be some linear models, generalized linear models, nonlinear models. The ability to model nonlinear dependencies is the main advantage of neural networks. Ability of neural network to generalize and allocate hidden dependencies between input and output results in ability of neural network to predict. Trained neural network is able to predict the future value of some currently existing factors based on their previous values.

This study examined, constructed and then tested a recurrent neural network of LSTM type. The main feature of this neural network is the ability to memorize information for long periods of time. This advantage can be used to solve the problem of forecasting financial time series.

To predict financial time series using a neural network, the integrated development environment PyCharm was used for the Python programming

language. Python 3.8 (64x) was used as an interpreter. Keras open neural network library was used for creating the network, it also aimed at interactions with deep learning neural networks.

Theoretical part

Artificial neural networks

Artificial neural networks are technology rooted in many disciplines: neurophysiology, mathematics, statistics, physics, computer technology. The use of neural networks is relevant for many tasks due to their important property - the ability to learn from data with or without the intervention of the supervisor. This paper will consider their application in financial time series analysis.

Neural network technologies are a complex of information technologies based on the application of artificial neural networks. Artificial neural networks are software or hardware implemented systems created on the principle of organization and functioning of their biological analogue - human nervous system.

Neural network technologies are based on the idea that the functioning of a biological neuron can be modelled by relatively simple mathematical models. The entire depth and flexibility of human thinking and other qualities of the nervous system are determined not by the complexity of neurons, but by their large number and the presence of a complex system of links between them. A person is in the process of constant learning, because on the basis of information entering his or her brain, he or she acquires experience and, as a result, is able to solve new tasks.

The mathematical model of a neuron as well as software and hardware implementations developed on its basis are called artificial or formal neurons.

Artificial neuron simulates the properties of a biological neuron. The input of an artificial neuron receives a certain number of signals, each of which is the output of another neuron. Each input is multiplied by a corresponding weight (similar to synaptic force) and all works are summed up to determine the level of neuron activation.

Neural networks draw their power from parallelization of information processing and from ability to learn, i.e. to create generalizations. The term generalization means the ability to get a reasonable result on the basis of data,

which have not been met in the process of learning. These properties allow neural networks to solve complex tasks, which are considered difficult to solve today.

Thus, the following advantages of neural networks over traditional computing systems can be cited:

1. Problem solution with unknown addictions.
2. Noise immunity in input data.
3. Adaptation to changes in the environment.
4. Potential ultra-high speed.
5. Fault tolerance at hardware implementation of a neural network.

Neural network learning is the process of setting up the network architecture (the structure of links between neurons) and the weights of synaptic links for the effective solution of the problem. Usually learning of a neural network is performed on some data set. As the learning process progresses according to some algorithm, the network should react better and better to the input signals.

There are three learning paradigms: supervised, unsupervised and mixed. In the first way the correct answers to each input are known and the weights are adjusted to minimize the error. Unsupervised learning allows patterns to be categorized by revealing the internal structure and nature of the data. Mixed learning combines both approaches.

Neural network types

Multilayer perceptrons (MLP) are direct propagation networks which have a fixed number of inputs, and each of them is perceived by the others as independent. However, in recurrent networks links between neurons are not limited to the movement of information in one direction only, but it is also possible to return the meaning to yourself. In this way, the neuron can memorize information that was previously submitted to the input. This is why recurrent neural networks are the best choice for predicting time series and sequences.

This article solves the problems of several variations in supervised learning using recurrent layers. Usual recurrent networks are not good enough at dealing with situations when some information needs to be "remembered" for a long time. The effect of a hidden state or input from some time step on subsequent states of the recurrent network exponentially fades. That is why in this study we use the LSTM model (Long Short-Term Memory), where an additional cell is added to simulate "long-term memory".

Practical part

Creating the LSTM neural network

In this part of the paper we will consider creating and testing the recurrent neural network of LSTM type for forecasting financial time series.

The following auxiliary libraries were uploaded first:

- Numpy supports multidimensional matrices and high-level mathematical functions used to work with multidimensional arrays.
- Matplotlib in this work is intended for data visualization with two-dimensional graphics.
- Pandas provides special data structures and operations for manipulating numerical tables and time series.
- Scikit-learn specializes in tasks of classification, regression, clustering, dimensional reduction and anomaly detection.

The used dataset for forecasting stock closing prices includes the following values:

- Date;
- Open (opening price);
- High (maximum price);
- Low (minimum price);
- Close (closing price);
- Volume (trading volume).

Pre-processing is required when we use a large dataset. So we should start with creating DataFrame - multidimensional arrays with labels for rows and columns. DataFrame is one of the most important data structures of pandas library. These arrays are created with indexes by columns, in this case with the closing price.

The stocks prices used in calculations often increasing with time, which leads to the output of most values in the test set beyond the allowed limits. It turns out

that the network have to predict values that it has never processed before. It is obvious that the model stops behaving adequately. First of all, it is necessary to normalize the data sets used. For this task, the MinMaxScaler class was called from scikit-learn library. For each value in the dataset, MinMaxScaler subtracts the minimum value from the dataset and divides it by the range - the difference between the initial maximum and minimum (by default it is from 0 to 1). Using this class is not accidental - MinMaxScaler allows an object to "remember" the data attributes it is placed into. This does not lead to significant changes in the information embedded in the source data.

Once the data is ready, we can start structuring it. In the created data arrays of the training set, the network will take into account x values for $(x+1)$ forecasting. The `append ()` function will help add a new element to the list. The `np.array` function has been used to create an array of the `ndarray` class.

Then we have to prepare the array for its use in the network as an input signal. Function `reshape()` changes the shape of the array without changing its data. These operations are illustrated in figure 1.

```
27 # Multivariate array creation
28 x_train, y_train = np.array(x_train), np.array(y_train)
29
30 # reshape an array to use it as an input
31 x_train = np.reshape(x_train, (x_train.shape[0], x_train.shape[1], 1))
```

Figure 1 - Code fragment

Since the input data has been prepared for operation, it is time to create a network. First of all, we need to download data packages from Keras:

- Sequential is used as a layer graph.
- Dense is used to create hidden layers of the network.
- LSTM is designed to create layers with long short-term memory for long-term storage of information.

- Dropout is used as a tool to exclude a random set of nodes with a given probability in each cycle of updating the network weights. It is necessary to solve the problem of overfitting.

The creation of the first LSTM layer of the network was as follows. The number of blocks of the LSTM network was set by the argument "units". The "return_sequences" setting determines whether to return the last output as a program result or "send this output further". The parameter True was selected for this argument, as it is assumed that additional LSTM layers will be further included.

The input for each LSTM layer should have three dimensions:

- Sample. One row one example (sample). A package (data packet) consists of one or more examples.
- Time Step. Time Step a point of observation in a sample (for example, one day).
- Feature. Feature an observation in a time step.

By setting these values in turn as arguments in "input_shape", we can define the input LSTM layer. For example, "input_shape"=(5,3) means that the network expects at least one sample, 5 time steps and 3 features.

The activation function is an important parameter of the layer - it determines the output value of the neuron depending on the result of the weighted sum of inputs and the limit value. The default activation function of LSTM layer in Keras is hyperbolic tanh. It is recommended to use linear activation functions for hidden layers to forecast financial time series.

Weight for the dropout parameter was added at the end of the layer construction (in Keras it is 0 by default). Dropout is an "exclusion" of a neuron means that it returns 0 for any input data or parameters. Thus, neurons that have undergone the dropout procedure contribute nothing to the learning process of the network at any stage of the backpropagation. It means that excluding at least one neuron is equivalent to learning a new neural network.

Next, we should choose the algorithm of learning model optimization which used to find weights and the loss function as parameters of the compile class model method . "Adam" optimizer has been used for this task. This type of optimization is a method of stochastic gradient descent based on estimation of moments of the first and second orders. The purpose of the loss function is to calculate an error which the model should try to minimize during the training. So a mean squared error was chosen as a loss function.

Forecasting

Since we have created a network and set the necessary parameters, we can start forecasting the closing prices of companies' shares.

"Aeroflot" shares dataset for the period from November 2013 to November 2019 was used for forecasting.

The training set consisted of 1499 share prices in the period from 01.11.2013 to 29.10.2019 and the test sample - in the period from 01.11.2019 to 29.11.2019. The result of the program is shown in figure 2.

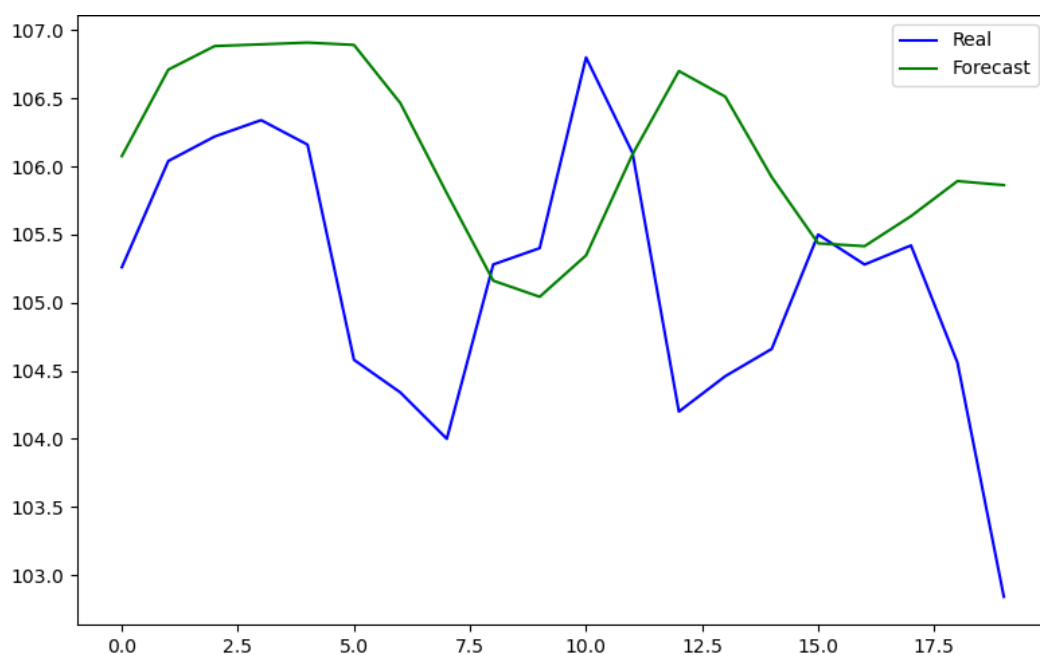


Figure 2 - Forecast results (x-axis - days, y-axis - close price)

The next series of experiments was carried out for the "Aeroflot" shares closing prices as well. The batch-size was only changed (from 64 to 32). The results can be seen in figure 3. It shows the real closing price and forecasts of the networks with 32 and 64 batch-sizes.

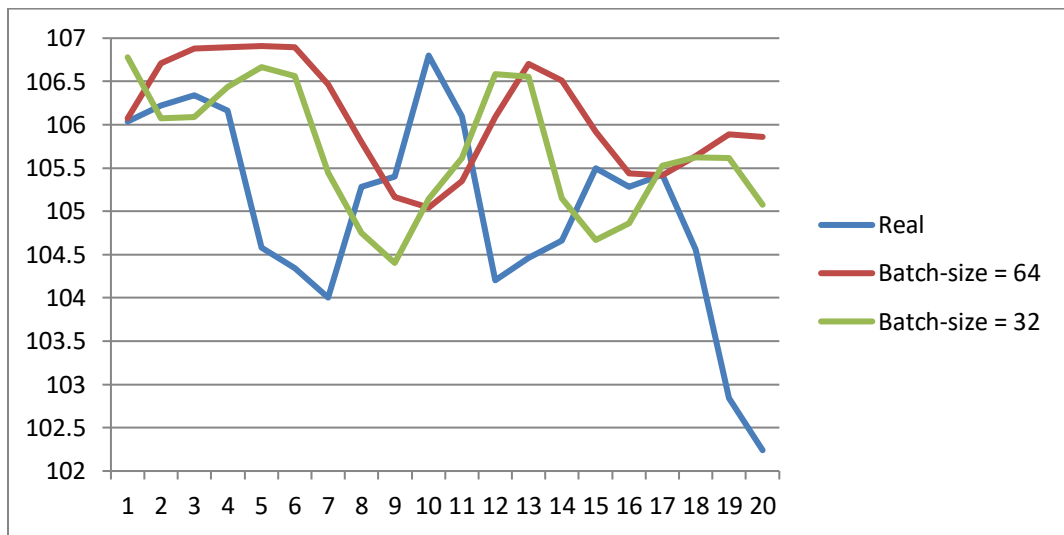


Figure 3 - "Aeroflot" share closing prices forecasting(November 2019)

The dropout parameter is an interesting measure for analysis. It is recommended to vary the value of this parameter depending on the layer level. For hidden layers dropout should be greater than for the input layer. Figure 4 illustrates the results of the Yandex share closing price forecast. We used the same weights of the investigated parameter for each layer of the network for the first experiment - 0.2. For the second experiment the dropout weights of the hidden layers were changed from 0.2 to 0.5.

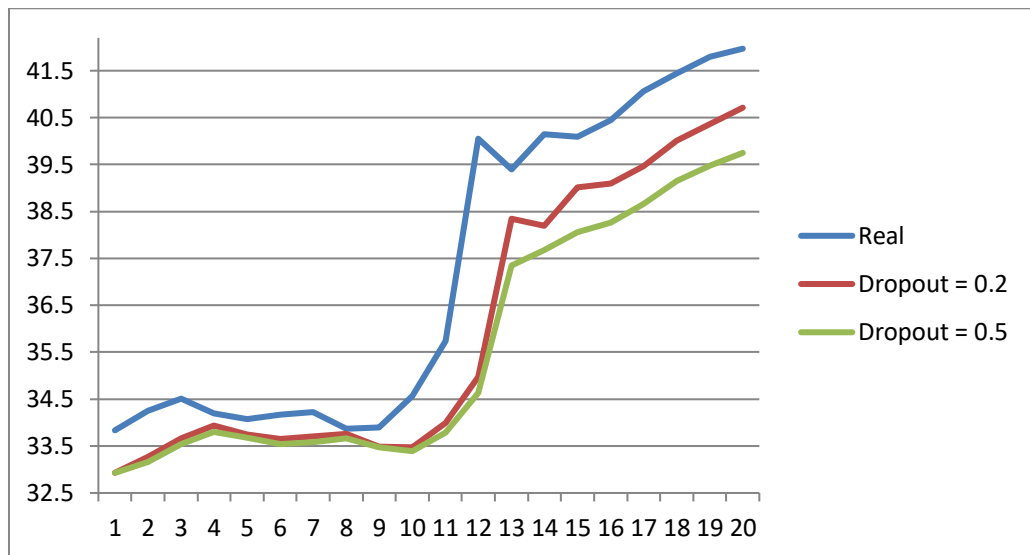


Figure 4 - Yandex share closing prices forecasting (November 2019)

We can see that increasing of the dropout did not improve the results. Perhaps due to increasing the number of thrown out neurons the network lost too much information for processing. Then it makes sense to carry out an additional experiment - to predict closing prices with dropout value equal to 0.35 for hidden layers. The results of the experiment in comparison with previous outcomes are shown in Figure 5.

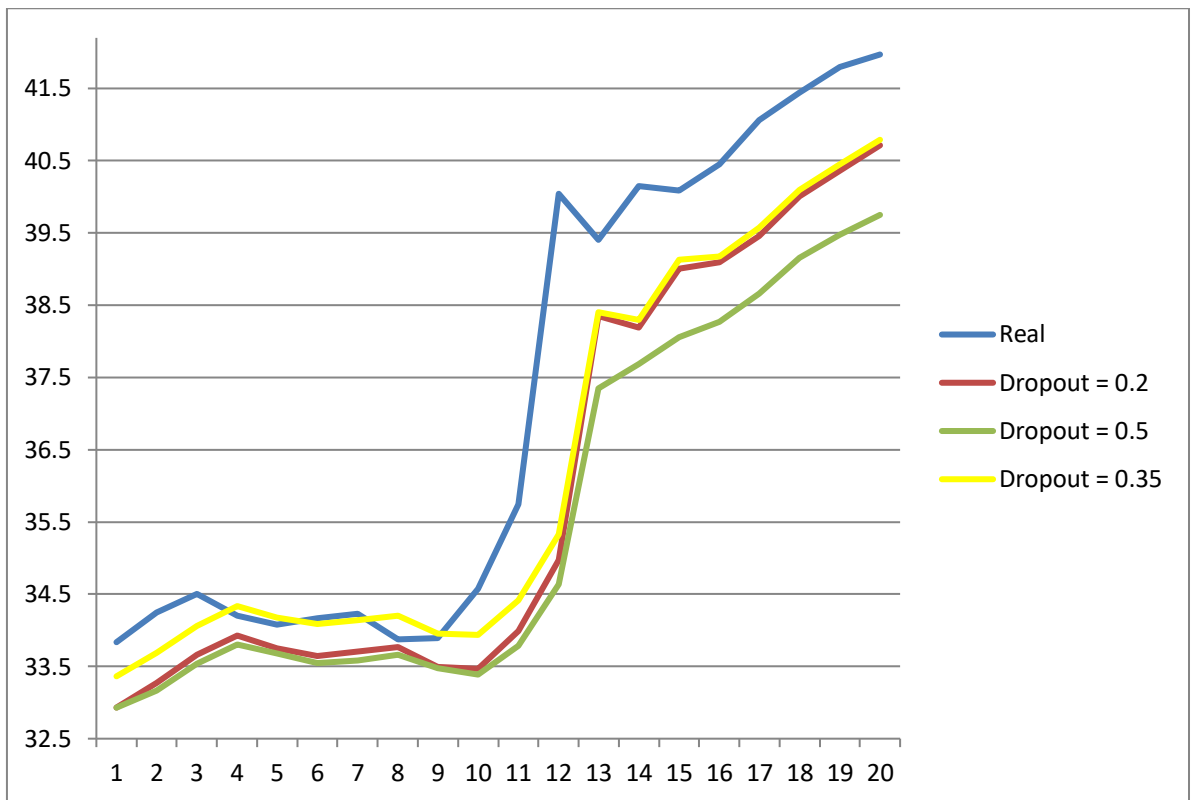


Figure 5 - Yandexshare closing prices forecasting (November 2019)

So the forecast results are better with the dropout parameter = 0.35 than with the previous two parameters.

Conclusion

The following conclusion can be drawn from the results of experiments of LSTM neural network. The algorithm was created correctly because the results in the test sample were good enough and the loss function showed excellent values.

First of all, it should be noted that insufficient dataset can lead to inadequate network behavior. The decrease of batch-size leads to better results. It is also shown that correct setting of dropout parameter can greatly affect the final result of the forecasting.

As the amount of data increases every day, the use of new methods to process data is more relevant than ever. Therefore, on the basis of the experiments we can say that the use of LSTM neural network can be a good tool for data processing.