

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

---

Инженерная школа ядерных технологий  
Отделение экспериментальной физики  
Направление подготовки: Прикладная математика и информатика

**МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ**

Тема работы
Оценка финансовых рисков VaR и CVaR для акций индекса Dow Jones с помощью нейронных сетей

УДК \_\_\_\_\_

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
0BM82	Грязнов Алексей Дмитриевич		

Руководитель

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Крицкий О. Л.	Кандидат ф-м. наук		

**КОНСУЛЬТАНТЫ:**

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Рыжакина Татьяна Гавриловна	Кандидат экономических наук		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Ст. преподаватель	Романова Светлана Владимировна			

**ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:**

Руководитель ООП	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Семенов М.Е.	Кандидат ф-м. наук		

Томск – 2020 г

Код результата	Профессиональные компетенции
	<i>1) В области научно-исследовательской деятельности:</i>
(ПК-1)	Способность проводить научные исследования и получать новые научные и прикладные результаты самостоятельно и в составе научного коллектива
(ПК-2)	Способность разрабатывать концептуальные и теоретические модели решаемых научных проблем и задач
<i>2) В проектной и производственно-технологической:</i>	
(ПК-3)	Способность понимания углубленного анализа проблем, постановки и обоснования задач научной и проектно- технологической деятельности
(ПК-4)	Способность разрабатывать концептуальные и теоретические модели решаемых задач проектной и производственно- технологической деятельности
<i>3) В организационно-управленческой деятельности:</i>	
(ПК-5)	Способность управлять проектами, планировать научно-исследовательскую деятельность, анализировать риски, управлять командой проекта
(ПК-6)	Способность разрабатывать и оптимизировать бизнес-планы научно-прикладных проектов
<i>4) В педагогической деятельности:</i>	
(ПК-7)	Способность к преподаванию математических дисциплин и информатики в образовательных организациях основного общего, среднего общего, среднего профессионального и высшего образования
(ПК-8)	Способность разрабатывать учебно-методические комплексы для электронного и мобильного обучения
<i>5) В консалтинговой деятельности:</i>	
(ПК-9)	Способность разрабатывать аналитические обзоры состояния области прикладной математики и информационных технологий
<i>6) В консорциумной деятельности:</i>	
(ПК-10)	Способность к взаимодействию в рамках международных проектов и сетевых сообществ

## ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА «СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ»

Студенту:

<b>Группа</b>	<b>ФИО</b>
0BM82	Грязнову Алексею Дмитриевичу

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

Тема ВКР:

Оценка финансовых рисков VaR и CVaR для акций индекса Dow Jones с помощью нейронных сетей

**Исходные данные к разделу «Социальная ответственность»:**

1. Характеристика объекта исследования (вещество, материал, прибор, алгоритм, методика, рабочая зона) и области его применения	Объектом исследования является оценка рисков инвестиций в финансовые инструменты с помощью нейронных сетей. Областью применения данного исследования является использование машинного обучения в финансовых институтах и банках как способ автоматизации процесса оценки рисков. Работа выполнялась на базе НИ ТПУ, ОЭФ, 10 корпус, аудитория 427А.
--	---

Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:

<p><b>1. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности:</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>– специальные (характерные при эксплуатации объекта исследования, проектируемой рабочей зоны) правовые нормы трудового законодательства;</li> <li>– организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– СанПиН 2.2.2/2.4.1.1340-03</li> <li>– СанПиН 2.2.1/2.1.1.1278-03</li> </ul>
<p><b>2. Производственная безопасность:</b></p> <p>2.1. Анализ выявленных вредных и опасных факторов</p> <p>2.2. Обоснование мероприятий по снижению воздействия</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Отклонение показателей микроклимата</li> <li>– Недостаточная освещенность рабочей зоны</li> <li>– Повышенное образование электростатических зарядов</li> <li>– Повышенный уровень электромагнитных излучений</li> <li>– Нервно-психические перегрузки, связанные с напряженностью трудового процесса</li> </ul>
<p><b>3. Экологическая безопасность:</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Загрязнение литосферы побочными отходами трудовой деятельности</li> </ul>

<b>4. Безопасность в чрезвычайных ситуациях:</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– Пожар, сильные морозы, диверсия</li> <li>– Наиболее типичная ЧС – пожар</li> </ul>
--	---

<b>Дата выдачи задания для раздела по линейному графику</b>	<b>23.03.2020</b>
---	-------------------

**Задание выдал консультант:**

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Ст. преподаватель	Романова Светлана Владимировна			

**Задание принял к исполнению студент:**

Группа	ФИО	Подпись	Дата
0ВМ82	Грязнов Алексей Дмитриевич		

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

Студенту:

Группа	ФИО
0BM82	Грязнову Алексею Дмитриевичу

Школа	ИЯТШ	Отделение школы (НОЦ)	ОЭФ
Уровень образования	Магистратура	Направление/специальность	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	1. Стоимость расходных материалов 2. Норматив заработной платы 3. Затраты на электроэнергию
2. Нормы и нормативы расходования ресурсов	1. Коэффициенты для расчета заработной платы
3. Используемая система налогообложения, ставки налогов, отчислений, дисконтирования и кредитования	1. Отчисления во внебюджетные фонды (27.1%) 2. Расчет дополнительной заработной платы

**Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:**

1. Оценка коммерческого потенциала, перспективности и альтернатив проведения НИ с позиции ресурсоэффективности и ресурсосбережения	1. Потенциальные потребители результатов исследования; 2. Анализ конкурентных технических решений; 3. SWOT – анализ.
2. Планирование и формирование бюджета научных исследований	1. Структура работ в рамках научного исследования; 2. Определение трудоемкости выполнения работ и разработка графика проведения научного исследования; 3. Бюджет научно - технического исследования (НТИ).
3. Определение ресурсной (ресурсосберегающей), финансовой, бюджетной, социальной и экономической эффективности исследования	1. Определение интегрального финансового показателя разработки; 2. Определение интегрального показателя ресурсоэффективности разработки; 3. Определение интегрального показателя эффективности. 4. Оценка абсолютной эффективности исследования

**Перечень графического материала (с точным указанием обязательных чертежей):**

1. Оценка конкурентоспособности технических решений
2. Матрица SWOT
3. Альтернативы проведения НИ
4. График проведения и бюджет НИ
5. Оценка ресурсной, финансовой и экономической эффективности НИ
6. Зависимость NPV от ставки дисконтирования

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

31.01.2020

**Задание выдал консультант:**

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент	Рыжакина Татьяна Гавриловна	Кандидат экономических наук		31.01.2020

**Задание принял к исполнению студент:**

Группа	ФИО	Подпись	Дата
0BM82	Грязнов Алексей Дмитриевич		31.01.2020

## Реферат

Пояснительная записка к магистерской диссертации выполнена на 121 страницах машинописного текста, содержит 23 таблиц, 11 рисунков, 50 формул, 24 источников, 4 приложения.

Ключевые слова: VaR, риски, исторический метод, нейронная сеть, сигмоида.

Объект исследования: оценка рисков для акций индекса Dow Jones.

Цель исследования: оценка финансовых рисков VaR и CVaR для акций индекса Dow Jones с помощью нейронных сетей.

Методы проведения исследования: теоретические и практические.

Полученные результаты: с использованием метода исторического моделирования изучен вопрос оценки рисков портфеля акций. С помощью модели нейронной сети построены прогнозы параметра VaR с временным горизонтом один день.

## Оглавление

Введение.....	10
Основные термины: .....	11
1. Теоретическая часть.....	12
1.1. Обзор существующих методов и алгоритмов решения задачи.....	12
1.2. Оценка рисков.....	16
1.2.1. Value-at-Risk (VaR).....	16
1.2.2. Conditional Value-at-Risk (CVaR) .....	20
1.3. Модель нейронной сети.....	21
1.3.1. Нейронные сети. Основные понятия .....	21
1.3.2. Многослойный перцептрон. Виды и ключевые понятия .....	26
1.3.3. Ошибки сети и методы минимизации их.....	27
1.3.4. Мониторинг состояния нейронной сети.....	31
2. Практическая часть .....	33
2.1. Выбор среды моделирования .....	33
2.2. Метод исторического моделирования VaR дельта-нормальным способом на примере акций индекса Dow Jones.....	33
2.3. Моделирование нейронной сети .....	38
3. Социальная ответственность .....	47
3.1. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности.....	48
3.1.1. Специальные (характерные для проектируемой рабочей зоны) правовые нормы трудового законодательства .....	48
3.1.2. Организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны .....	49
3.2. Производственная безопасность .....	50
3.2.1. Анализ вредных и опасных факторов, которые могут возникнуть на рабочем месте исследователя.....	50
3.2.2. Обоснование мероприятий по защите персонала предприятия от действия опасных и вредных факторов .....	59
3.3. Экологическая безопасность .....	60
3.3.1. Анализ влияния объекта исследования на окружающую среду .....	60
3.3.2. Обоснование мероприятий по защите окружающей среды.....	60
3.4. Безопасность в чрезвычайных ситуациях .....	61
3.4.1. Анализ вероятных ЧС, которые может инициировать объект исследований.....	61
3.4.2. Обоснование мероприятий по предотвращению ЧС и разработка порядка действия в случае возникновения ЧС .....	62
3.5. Выводы и рекомендации.....	64
4. Оценка коммерческого потенциала и перспективности проведения научных исследований с позиции ресурсоэффективности и ресурсосбережения .....	65
4.1. Потенциальные потребители результатов исследования .....	65
4.2. Анализ конкурентных технических решений .....	65
4.3. SWOT-анализ .....	68
4.4. Инициация проекта.....	70
4.5. Определение трудоемкости работ.....	71
4.6. Бюджет научно-технического исследования .....	74

4.6.1. Расчёт материальных затрат НТИ.....	75
4.6.2. Основная заработная плата .....	76
4.6.3. Дополнительная заработная плата .....	77
4.6.4. Отчисления во внебюджетные фонды .....	78
4.6.5. Накладные расходы .....	78
4.6.6. Формирование бюджета затрат НТИ .....	79
4.7. Реестр рисков проекта .....	79
4.8. Оценка сравнительной эффективности исследования .....	80
4.9 Оценка абсолютной эффективности исследования .....	83
4.10. Выводы .....	89
Заключение .....	90
Список использованных источников .....	91
Приложение 1.....	94
Приложение 2.....	112
Приложение 3.....	114
Приложение 4.....	121

## **Введение**

**Актуальность.** Недавние финансовые кризисы усилили необходимость статистической меры, которая могла бы позволить экономистам, практикам и регулирующим органам оценивать финансовые риски на ежедневной основе. Самая популярная мера для оценки финансового риска - Value-at-Risk (VaR).

Существует множество различных подходов к попыткам минимизировать и спрогнозировать риски на финансовых рынках, в том числе с использованием различных модификаций модели VaR. На сегодняшний день вопрос об оценке и минимизации рисков остаётся по-прежнему актуальным, в особенности в связи с дестабилизирующими факторами текущую рыночную ситуацию, вызывающими повышенную волатильность показателей финансового рынка.

**Целью магистерской диссертации** является оценка финансовых рисков VaR и CVaR для акций индекса Dow Jones с помощью нейронных сетей.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи:**

1. В рамках исторического моделирования рассчитать выборочные оценки уровней VaR, CVaR.
2. Построить и обучить многослойную нейронную сеть с сигмоидной функцией активации.
3. Провести прогнозирование будущих значений индекса Dow Jones на основе исторических данных с 2018 года.

## **Основные термины:**

Value-at-Risk (VaR) - это статистическая мера, которая предполагает, что если рыночные условия будут нормальными в течение определенного периода времени, максимальные потери портфеля (или финансового инструмента) не будут превышать оценку VaR, и это статистически достоверно при определенном уровне доверия (обычно 95% или 99%)

Conditional Value at Risk (CVaR) является мерой оценки риска, которая количественно определяет величину хвостового риска, который имеет инвестиционный портфель.

Нейрон - это единица сети, которая на входе получает сигнал (входные данные) на основании заданных параметров производит с ними вычислительные действия и передает их либо на следующий слой, либо на выход.

Сумматорная функция нейрона – представляет собой часть нейрона, которая представляет собой сумму произведения входных данных на веса и смещения.

Активационная функция нейрона - представляет собой часть нейрона, которая отвечает за активацию нейрона и построение прогнозных данных.

Многослойный перцептрон - нейронная сеть, состоящая из слоев, каждый из которых состоит из элементов - нейронов (точнее их моделей).

Градиент - это вектор, который определяет крутизну склона и указывает его направление относительно какой либо из точек на поверхности или графике.

Переобучение - это состояние нейросети, когда она перенасыщена данными, иначе говоря, сеть не прослеживает закономерности, а просто запоминает и «зубрит» правильные ответы.

Перекры́стная проверка (кросс-валидация, Cross-validation) - метод оценки аналитической модели и её поведения на независимых данных.

## 1. Теоретическая часть

### 1.1. Обзор существующих методов и алгоритмов решения задачи.

Недавние финансовые кризисы усилили необходимость статистической меры, которая могла бы позволить экономистам, практикам и регулирующим органам оценивать финансовые риски на ежедневной основе. Самая популярная мера для оценки финансового риска - Value-at-Risk (VaR). VaR - это статистическая мера, которая предполагает, что если рыночные условия будут нормальными в течение определенного периода времени, максимальные потери портфеля (или финансового инструмента) не будут превышать оценку VaR, и это статистически достоверно при определенном уровне доверия (обычно 95% или 99%).

Оценивание рисков некоторого портфеля совокупной случайной стоимости  $S_t$ , где время  $t \geq 0$ , производится с помощью вычисления коэффициента предельной величины риска VaR с уровнем доверия  $1 - \bar{\alpha}$  [5]:

$$VaR_{\bar{\alpha}}(S_t) = \inf\{x \in \mathbb{R}, P(S_t \leq x) \geq \bar{\alpha}\} \quad (1)$$

Как следует из приведенного выше определения, VaR является оценкой, а не мерой. Это означает, что в отличие от финансовых показателей, таких как доходность и волатильность, VaR зависит от нескольких допущений, которые могут быть приняты несколькими методологическими подходами для наиболее точной оценки VaR. Растущий интерес к точной оценке финансового риска в сочетании с эконометрическими достижениями привел к созданию обширной литературы по VaR.

Итак, что же такое риск? Риск – это неопределенность в отношении возникновения потерь. Риски в общем случае относятся к двум категориям: операционные риски и финансовые риски.

Операционный риск – это риск, связанный с возможностью непредвиденных потерь вследствие технических ошибок, действий персонала и т.д.

Финансовый риск – это риск, которому компания подвергается из-за своей зависимости от таких рыночных факторов, как процентные ставки,

обменные курсы и цены товаров. Стоит подчеркнуть, что риск есть всегда, так риск субъекта на финансовом рынке – это неопределенность его финансовых результатов в будущем, обусловленная неопределенностью самого этого будущего. Обычно выделяют следующие типы финансовых рисков [3]: рыночный риск, кредитный риск, риск ликвидности и системный риск, но центральным в хозяйственной деятельности является рыночный риск.

Рыночный риск - это риск потерь из-за изменения рыночных цен. Это риск изменения значений параметров рынка, таких как процентные ставки, курсы валют, цены акций или товаров, корреляция между различными параметрами рынка и изменчивость (волатильность) этих параметров [2].

Проблемой минимизации рисков озадачены многие компании, аналитики различных финансовых институтов, в том числе Центральный банк Российской Федерации. В частности данный вопрос регулярно освещается Банком России в рамках обзора рисков финансовых рынков.

Несмотря на высокий интерес к VaR и на существование передовых эконометрических методологий, все еще ведутся дискуссии относительно способности точно прогнозировать финансовые кризисы. Другими словами, можем ли мы с уверенностью заявить, что «финансовый кризис наступит в следующие  $x$  дней»? Кроме того, можем ли мы предсказать, насколько серьезным будет финансовый кризис (например, существует вероятность того, что  $p\%$  потеряет 1% активов)? Даже если мы считаем, что кризис наступит в ближайшие дни, какие превентивные меры следует предпринять (и кем) для защиты финансовой системы? Наконец, практики и регуляторы в основном проверяют точность модели VaR, принимая во внимание только количество нарушений.

Данную проблему освещает также Джон К. Халл в рамках нетленной работы «Опционы, фьючерсы и другие производные финансовые инструменты [1]. В своей книге автор рассматривает существующие методы оценки и минимизации финансовых рисков, в том числе модель Value-at-

Risk, где автор рассматривает существующие подходы к моделированию такие как: метод исторического моделирования, параметрические, Монте-Карло и т.д.

Методы расчета VaR можно разделить на четыре категории: непараметрические, параметрические, полупараметрические и методы экстремальных значений. К традиционным методам относятся: дельта-нормальный, методы исторического моделирования и моделирования Монте-Карло. Реализация дельта-нормального метода основана на ряде предположений: доходности факторов риска распределены по нормальному закону. Доходность портфеля представляется линейной комбинацией, лежащей в его основе, доходностей факторов риска и имеет нормальное распределение.

Для стандартного актива величина VaR [4] в денежном выражении вычисляется как:

$$\text{VaR}_{\gamma,t+1}^{\text{monetary}} = P_t \cdot (\mu_{t+1} + k_{1-\gamma}\sigma_{t+1}) \quad (2)$$

где

$P_t$  - текущая стоимость актива;

$\mu_{t+1}$  - оценка условного математического ожидания однодневной доходности актива;

$\sigma_{t+1}$  - оценка условного стандартного отклонения однодневной доходности актива;

$k_{1-\gamma}$  - квантиль порядка  $(1 - \gamma)$  для стандартного нормального распределения.

В 1998 г. Д. Халл и А. Вайт разработали метод исторического моделирования, взвешенный по волатильности или метод Халла–Вайта, который объединяет метод исторического моделирования и усовершенствованные схемы волатильности параметрических методов, в большей степени учитывая современную информацию. Пусть волатильность

доходности актива, оцениваемая в день  $s-1$ , равна  $\sigma_s$ ; зафиксируем день  $t$ , величина VaR оценивается для следующего дня  $t + 1$  как:

$$VaR_{\gamma,t+1}^{monetary} = P_t \cdot k_{1-\gamma}^{эмп}(r^*), \quad (3)$$

где  $P_t$  - текущая стоимость актива;  $k_{1-\gamma}^{эмп}(r^*)$  - квантиль порядка  $(1 - \gamma)$  функции распределения данных  $\frac{\sigma_{t+1}}{\sigma_{t+1-s}}$ ,  $s \in [1; T]$ ;  $r$  - наблюдаемые однодневные доходности; оценка стандартного отклонения доходностей  $\sigma$  выполняется по модели EWMA или GARCH.

В 1999 г. Дж. Бароне-Адези внес предложение способ фильтрованного исторического моделирования. Его метод расчета VaR:

- подбор модели волатильности к ряду эмпирических доходностей. Создатели советовали применить асимметричные GARCH-модели;
- получение ряда остатков эмпирических доходностей (вычитание из начального ряда эмпирических доходностей значений относительного математического ожидания доходностей);
- стандартизация ряда остатков эмпирических доходностей;
- моделирование с поддержкой процедуры бутстрап, включающей: создание выборки с возвращением нового комплекта данных и создание большого количества свежих выборок; вычисление величины VaR доходностей для каждой новой выборки: оценки относительного прогнозного математического ожидания доходности, квантиля при данном доверительном уровне для рассредотачивания приобретенных смоделированных данных, оценки относительного прогнозного обычного отличия доходности [4] (по модели волатильности);

Причины, по которым передовые эконометрические методологии VaR чрезвычайно трудно применять на практике:

- Настройка программного обеспечения чрезвычайно сложна для применения в отношении портфеля, который может состоять из большого количества ценных бумаг. Например, мы хотели бы применить модель семейства GARCH для портфеля, в который включено не менее 1000 ценных

бумаг. В таком случае оценка VaR потребует увеличения мощности компьютера и очень подробного кода, что в большинстве случаев означает увеличение стоимости. Увеличение стоимости системы VaR, которую некоторые средние / малые компании не могут позволить себе.

Таким образом, существует множество различных подходов к попыткам минимизировать и спрогнозировать риски на финансовых рынках, в том числе с использованием различных модификаций модели VaR. На сегодняшний день вопрос об оценке и минимизации рисков остаётся по-прежнему актуальным, в особенности в связи с дестабилизирующими факторами текущую рыночную ситуацию, вызывающими повышенную волатильность показателей финансового рынка.

## **1.2. Оценка рисков.**

### **1.2.1. Value-at-Risk (VaR)**

VaR может быть нормативной необходимостью, но он также должен быть точным по соображениям стабильности. Это означает, что VaR должен легко применяться и передаваться, и это основные причины, по которым многие инвестиционные компании все еще применяют их.

Исторический подход является одним из наиболее легко реализуемых и простых в обращении, хотя он не учитывает наличие тяжелых хвостов.

Если два из наиболее важных параметров оценки VaR - длина периода исторических данных и уровень достоверности - не установлены правильно, оценки VaR будут неточными. Входные данные могут быть причиной значительных различий в оценках VaR для тех же дней, когда применяются разные исторические подходы VaR (равное и экспоненциальное скользящее среднее, историческое моделирование), тогда как расхождения между различными историческими подходами VaR могут быть значительно больше.

С середины 90-х гг. XX в. для количественного измерения рыночного риска широкое распространение получил метод «Value at Risk» (VaR). Он позволил унифицировать подходы к количественной оценке рыночного риска.

В банках существует различие между «центрами прибыли» и «центрами затрат». Центры прибыли зарабатывают деньги для банка, поэтому они распоряжаются ресурсами и лучшими сотрудниками. Рынок внебиржевых деривативов быстро рос, и математические навыки были необходимы для разработки стратегий ценообразования и хеджирования. Торговля деривативами была центром прибыли, в то время как управления финансовыми рисками не было. Работа по оценке риска была - не всегда, но часто - поручалась младшим аналитикам или менеджерам. В основном этим людям не хватало математических навыков. Они сталкивались с такими понятиями, как случайные векторы, статистические оценки, стандартная ошибка или уменьшение дисперсии. Но историческое моделирование было другим. Данный метод не предполагал сложную математику. Казалось, что любой мог понять и внедрить методологию.

Необходимость измерения риска была задокументирована с 1922 года, когда Нью-Йоркская фондовая биржа ввела требования к капиталу для своих компаний-членов. Однако, согласно Холтону, первая грубая мера VaR была опубликована Ливенсом. В последующие годы развитие VaR, на которое стоит обратить внимание, - это разработка JP Morgan под названием Risk Metrics, как попытка стандартизировать процесс оценки VaR, который повысил значение VaR не только для практиков, но и для регуляторов (Базельский комитет по банковскому надзору, Европейская директива по VaR (CESR / 10-788, ESMA / 2011/2012, ESMA / 2012/832)). С тех пор мера VaR привлекла внимание многих ученых, финансовых аналитиков и регуляторов.

В то же время банки формировали консультативные группы по рискам, чтобы предлагать корпоративным клиентам бесплатные или недорогие консультационные услуги по управлению рисками. Бизнес-модель заключалась в продаже внебиржевых деривативов или других финансовых услуг путем консультативной продажи. Несколько групп предложили

аналитику стоимости-риска в дополнение к своим консультациям. Chase Manhattan Bank был CHARISMA.

CHARISMA Чейза рассчитал значение риска, используя грубое историческое моделирование с использованием только 100 дней исторических данных. Агрессивный маркетинг системы тесно связывал Chase с историческим моделированием и служил для дальнейшего продвижения методологии.

Эти события помогли распространить принятие исторического моделирования. Что еще более важно, они способствовали принятию на постоянной основе данной методологии банковскими регуляторами. [6]

В данной работе вычисление величин VaR будет осуществляться методом исторического моделирования.

Фундаментальное допущение методологии исторического моделирования заключается в том, что прогноз основывается на прошлых результатах портфеля и далее делается предположение, что прошлое является хорошим индикатором ближайшего будущего.

Приведенный ниже алгоритм иллюстрирует прямолинейность этой методологии. Это называется полной оценкой, потому что мы будем повторно оценивать актив и портфель после каждого построения прогноза. Это отличается от метода локальной оценки, в котором используется только информация о начальной цене для выведения VaR.

Первым шагом является установка временного интервала, а затем вычисление доходности каждого актива между двумя последовательными периодами времени.

В рамках работы будет использоваться дневной интервал времени для расчета рисков, но могли бы использовать ежемесячный, если бы рассчитывали VaR портфеля, вложенного в альтернативные инвестиции (хедж-фонды, частный капитал, венчурный капитал и недвижимость), где отчетный период или ежемесячный или ежеквартальный.

Историческое моделирование VaR требует большого объема исторических данных, чтобы получить значимый VaR, поэтому исторические данные в рамках работы будут рассмотрены за последние полные 2 года.

После того, как вычислили доходность/убыток всех активов с первого дня до первого дня рассматриваемого периода времени (два года состоит из 503 рабочих дней) - считаем, что эти сценарии могут произойти завтра с той же вероятностью. Например, мы начинаем с анализа доходности/убытка каждого актива вчера и применяем эти доходы к стоимости этих активов сегодня. Это дает нам новые значения для всех этих активов и, следовательно, новую стоимость портфеля.

Затем мы возвращаемся во времени на еще один временной интервал к двум дням назад. Мы берем доходы, которые были рассчитаны для каждого актива в этот день, и предполагаем, что эти доходы могут произойти завтра с той же вероятностью, что и доходы, которые произошли вчера.

Мы переоцениваем каждый актив с этими новыми изменениями цен, а затем и сам портфель.

После применения этих изменений цен к активам 503 раза мы получаем 503 смоделированных значения для портфеля и, следовательно, прибылей и убытков.

Поскольку VaR рассчитывает наихудшие ожидаемые потери за данный интервал времени при заданном уровне достоверности в нормальных рыночных условиях, нам необходимо отсортировать эти 503 значения от самого низкого до самого высокого, поскольку VaR фокусируется на хвосте распределения.

Последний шаг - определить уровень доверия, который нас интересует - выберем 95%.

Можно прочитать соответствующее значение в серии отсортированных смоделированных прибылей и убытков портфеля с желаемым уровнем достоверности, а затем убрать его из среднего значения ряда смоделированных прибылей и убытков.

Другими словами, VaR при доверительном уровне 95% является средним значением смоделированных прибылей и убытков за вычетом минимального значения 5% в ряду смоделированных значений.

### 1.2.2. Conditional Value-at-Risk (CVaR)

Conditional Value at Risk (CVaR) является мерой оценки риска, которая количественно определяет величину хвостового риска, который имеет инвестиционный портфель. Данный показатель определяется путем взятия средневзвешенного значения «экстремальных» потерь в хвосте распределения возможных доходов за пределами пороговой величины значения риска (VaR).

Вообще говоря, если инвестиция показала стабильность во времени, тогда величины риска может быть достаточно для управления риском в портфеле, содержащем эту инвестицию. Однако чем менее стабильны инвестиции, тем выше вероятность того, что VaR не даст полной картины, поскольку он не учитывает риски за пределами своих пороговых значений.

В то время как VaR представляет собой потерю в худшем случае, связанную с вероятностью и временным горизонтом, CVaR – это ожидаемая потеря, если этот порог для худшего случая когда-либо будет преодолен. Другими словами, CVaR количественно определяет ожидаемые потери, которые происходят за пределами контрольной точки VaR.

Поскольку значения CVaR выводятся из расчета самого VaR, на основе которых сделаны предположения, такие как форма распределения доходов, используемый уровень «отсечки», периодичность данных и предположения о стохастической волатильности[9].

$$CVaR_i^Y = E\{Y_{it}, Y_{it} < VaR_i^t\}. \quad (4)$$

Более безопасные инвестиции, такие как облигации большого инвестиционного уровня, редко превышают пороговое значение VaR. Более волатильные классы активов, такие как акции развивающихся рынков или производные инструменты, могут демонстрировать CVaR во много раз

больше, чем VaR [9]. Однако инвестиции с наибольшим потенциалом роста часто имеют наибольшие риски.

В истории есть много примеров, таких как управление долгосрочным капиталом, которое зависело от VaR для измерения профиля риска, но все же сумело сокрушить себя, не учтя должным образом убытки, превышающие прогнозируемые моделью VaR. В этом случае CVaR сосредоточил бы хедж-фонд на фактическом риске, а не на пределе VaR. В области финансового моделирования почти всегда ведутся дебаты о VaR против CVaR для эффективного управления рисками.

### **1.3. Модель нейронной сети**

#### **1.3.1. Нейронные сети. Основные понятия**

Нейронная сеть - это последовательность нейронов, соединенных между собой синапсами. Структура нейронной сети пришла в мир программирования напрямик из биологии. Благодаря такой структуре, машина обретает способность обучаться и прослеживать даже достаточно сложные закономерности. Нейронные сети также способны не только анализировать входящую информацию, но и воспроизводить ее из своей памяти.

Основными направлениями применения нейронных сетей является решение следующих задач:

- Классификация - распределение данных по параметрам. Например, на вход дается набор результатов анкетирования потенциальных покупателей и результаты в части приобретения товара (был ли приобретен товар или нет) и нужно решить менеджеру по продажам по результатам пройденного анкетирования стоит ли уделять внимание клиенту или же обойтись просто вежливостью. Эту работу может сделать нейронная сеть, анализируя ответы опрошенного в анкете и сравнивая с предыдущими результатами.
- Предсказание - возможность предсказывать следующий шаг. Например, котировки акций, основываясь на ситуации на фондовом рынке.

- Распознавание – возможность, например, на основании расположения пикселей распознавать то или иное изображение на рисунке или фото.

В общем и целом пример небольшой простой нейронной сети представлен на рисунке 1.

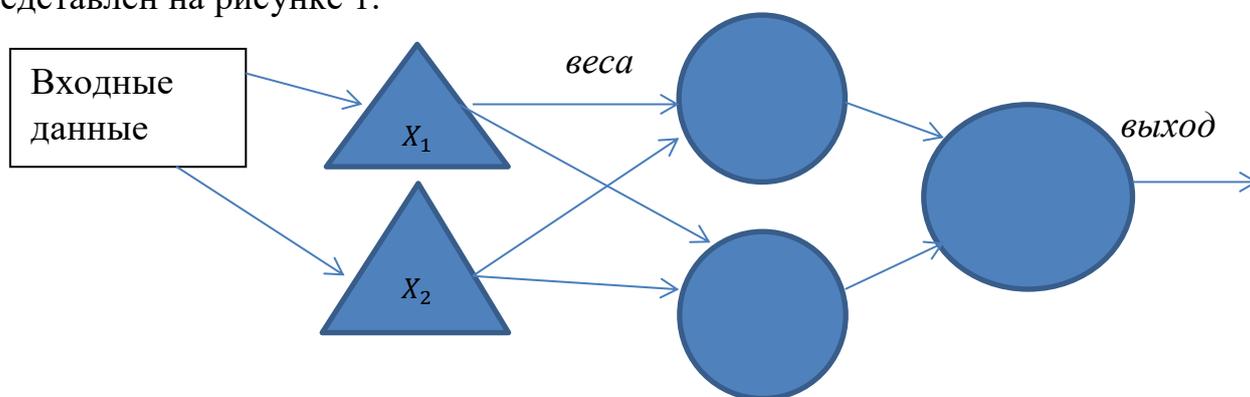


Рисунок 1. Схематичное изображение нейронной сети

Нейрон - это единица сети, которая на входе получает сигнал (входные данные) на основании заданных параметров производит с ними вычислительные действия и передает их либо на следующий слой, либо на выход.

Два нейрона связаны между собой весами (синапсами). Благодаря этим связям передаётся и изменяется входная информация от одного нейрона к другому. Предположим, есть 3 нейрона (2 нейрона в скрытом слое и 1 нейрона в выходном), которые передают информацию следующему, тогда, если следовать логики связи нейронов в сети, изображенной на рисунке 1, у нас есть 3 веса, соответствующие каждому из этих нейронов [10]. На самом деле, совокупность весов нейронной сети или матрица весов - это своеобразный мозг всей системы. Именно благодаря этим весам, входная информация обрабатывается и превращается в результат.

Любой нейрон состоит из сумматорной и активационной функции, собственно благодаря которым и происходит работа нейрона и попытка предсказания тех или иных данных. Функций активации в настоящее время имеется достаточно широкий спектр, мы рассмотрим наиболее распространенные: Линейная, Сигмоид (Логистическая) и Гиперболический тангенс. Главные их отличия - это диапазон значений.

Перцептрон (perceptron, P) и нейронные сети прямого распространения (feed forward neural networks, FF или FFNN) прямолинейны - они передают информацию от входа к выходу. В нейросетях все нейроны собираются по слоям, которые состоят из входных, скрытых или выходных клеток. Клетки одного слоя не связаны между собой, но соседние слои - полностью связаны.

Многослойный перцептрон (MLP) представляет собой глубокую искусственную нейронную сеть. Он состоит из более, чем одного перцептрона. Обычно он состоит из входного уровня для приема сигнала, выходного уровня, который принимает решение или предсказывает входной сигнал, а между этими двумя - произвольное количество скрытых слоев, которые являются истинным вычислительным механизмом MLP. MLP с одним скрытым слоем, способен аппроксимировать любую непрерывную функцию.

Многослойные перцептроны часто применяются для контролируемых задач обучения: Они обучаются на наборе пар вход-выход и учатся моделировать корреляцию (или зависимости) между этими входами и выходами. Обучение включает в себя настройку параметров или весов и смещений модели с целью минимизации ошибок. Обратное распространение используется для корректировки весов и смещений относительно ошибки, а сама ошибка может быть измерена различными способами, включая среднеквадратичную ошибку (RMSE).

Сети прямой связи, такие как MLP, похожи на теннис или пинг-понг. Они в основном участвуют в двух движениях, постоянных назад и вперед. Вы можете думать об этом пинг-понге догадок и ответов как о некой ускоренной науке, поскольку каждое предположение является проверкой того, что, по нашему мнению, мы знаем, и каждый ответ является обратной связью, позволяющей нам понять, насколько мы не правы.

На прямом проходе поток сигналов перемещается от входного слоя через скрытые слои к выходному слою, и решение выходного слоя измеряется относительно меток истинности.

Активационная функция линейного нейрона имеет следующий вид:

$$f(x, w, b) = \begin{cases} 1, & \text{если } \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + b > 0 \\ 0, & \text{если } \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + b \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

где  $f(x, w, b)$  – ответ сети;

$x_i$  – вектор входных данных;

$w_i$  – вектор весов;

$b$  – смещение.

На рисунке 2 изображена активационная функция линейного нейрона. Как видно из рисунка 2 в точке (0) функция терпит разрыв. Таким образом, нейрон линейного типа либо (1), либо (0) и соответственно линейный нейрон при дифференцировании дает нулевое значение, а значит метод градиентного спуска для оценки ошибки прогноза сети к нему не применим.

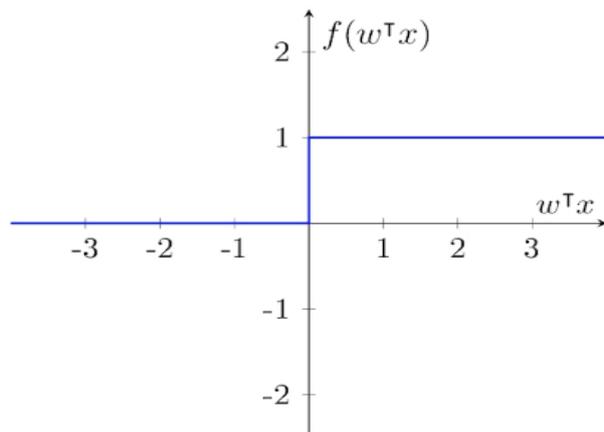


Рисунок 2. График активационной функции линейного нейрона.

Следующий вид активационной функции - Сигмоида (sigmoid) выражается следующей формулой:

$$f(x, w, b) = \sigma(w \cdot x + b) \quad (6)$$

где  $f(x, w, b)$  – ответ сети;

$x_i$  – вектор входных данных;

$w_i$  – вектор весов;

$b$  – смещение.

$\sigma$  – логистическая функция:

$$\sigma = \frac{1}{1+e^{-x}}. \quad (7)$$

Эта функция принимает на входе произвольное вещественное число, а на выходе дает вещественное число в интервале от 0 до 1. В частности, большие (по модулю) отрицательные числа превращаются в ноль, а большие положительные – в единицу. Исторически сигмоида находила широкое применение, поскольку ее выход хорошо интерпретируется, как уровень активации нейрона: от отсутствия активации (0) до полностью насыщенной активации (1).

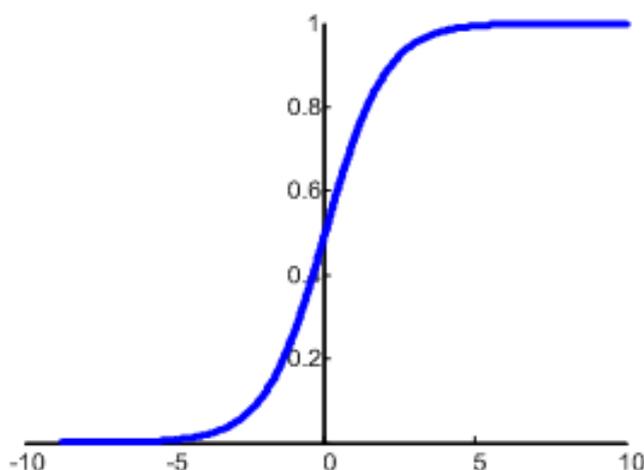


Рисунок 3. График активационной функции нейрона вида – сигмоида.

В отличие от линейного нейрона сигмоида при прогнозе выдает вероятность того или иного ответа. Кроме этого, активационная функция дифференцируема и метод оценки ошибки сети при построении прогноза реализуем с помощью метода градиентного спуска.

Еще один вид активационной функции нейрона – это гиперболический тангенс. Такой вид активации обычно используется в тех случаях, когда значения могут быть и отрицательными, и положительными, так как диапазон функции  $[-1,1]$ .

$$f(x, w, b) = \tanh(w \cdot x + b), \quad (8)$$

где  $f(x, w, b)$  – ответ сети;

$x_i$  – вектор входных данных;

$w_i$  – вектор весов;

$b$  – смещение.

$\tanh$  – гиперболический тангенс

$$\tanh = \frac{e^x + e^{-x}}{e^x - e^{-x}}$$

Существует множество других активационных функций нейронов, таких как ReLu, Softplus и другие. Однако, в рамках данной работы будет достаточно сигмоидальной функции.

### 1.3.2. Многослойный перцептрон. Виды и ключевые понятия

Многослойный перцептрон - нейронная сеть, состоящая из слоев, каждый из которых состоит из элементов - нейронов (точнее их моделей). Эти элементы бывают трех типов: сенсорные (входные, S), ассоциативные (обучаемые «скрытые» слои, A) и реагирующие (выходные, R). Многослойным этот тип перцептронов называется не потому, что состоит из нескольких слоев, ведь входной и выходной слои можно вообще не оформлять в коде, потому что содержит несколько (обычно, не более двух - трех) обучаемых (A) слоев.

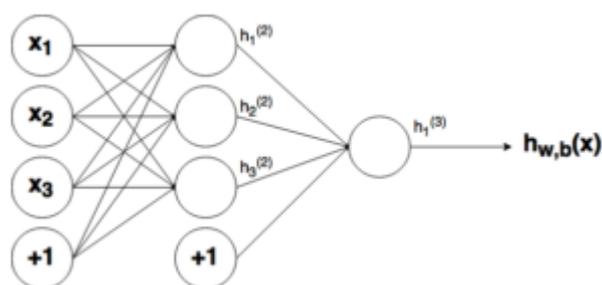


Рисунок 4. Пример многослойной нейронной сети [11]

Многослойная нейронная сеть может моделировать функцию практически любой степени сложности, причем число слоев и число элементов в каждом слое определяют сложность функции. Определение числа промежуточных слоев и числа элементов в них является важным вопросом при конструировании.

Среди многослойных нейронных сетей можно выделить четыре наиболее значимых и важных класса нейронных сетей:

- сети прямого распространения – все связи направлены строго от входных нейронов к выходным;
- рекуррентные нейронные сети (сети обратного распространения) – сигнал в таких сетях с выходных нейронов или нейронов скрытого слоя частично передается обратно на входы нейронов входного слоя;
- радиально базисные функции – вид многослойной нейронной сети, имеющий скрытый слой из радиальных элементов и выходной слой из линейных элементов. Данный вид сети обладает особенностями: один скрытый слой, только нейроны скрытого слоя имеют нелинейную активационную функцию и веса входного и скрытого слоев равны единицы;
- самоорганизующиеся карты или сеть Кохонена. Такой класс многослойных нейронных сетей, как правило, обучается без учителя и успешно применяется в задачах распознавания. Сети такого класса способны выявлять новизну во входных данных: если после обучения сеть встретится с набором данных, непохожим ни на один из известных образцов, то она не сможет классифицировать такой набор и тем самым выявит его новизну. Сеть Кохонена имеет всего два слоя: входной и выходной, составленный из радиальных элементов.

### **1.3.3. Ошибки сети и методы минимизации их**

Что необходимо, чтобы сеть правильно решала поставленную перед ней задачу? Ответ прост – сеть необходимо научить решать необходимый вид задач. Существует ряд методов обучения нейронной сети, рассмотрим 3 основных:

- Метод обратного распространения (Backpropagation)

- Метод упругого распространения (Resilient propagation или Rprop)
- Генетический Алгоритм (Genetic Algorithm)

В рамках данной работы рассмотрим метод обратного распространения ошибки, который будет применен при построении сети для модели VaR. В рамках реализации метода обратного распространения применяется метод градиентного спуска. Это способ нахождения минимума или максимума функции с помощью движения по «полотну» функции. Для начала, давайте разберемся, что такое градиент и в чем его роль в нашей нейронной сети. Рассмотрим график, где по оси  $x$  будут значения веса нейрона, а по оси  $y$  – ошибка нейрона соответствующая этому весу.

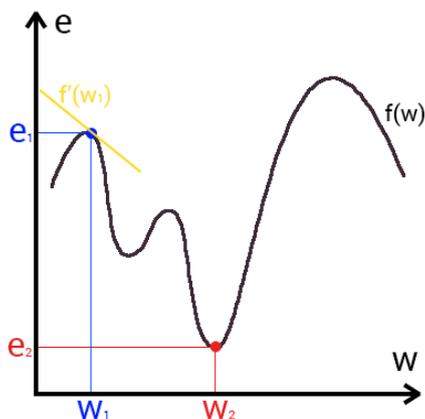


Рисунок 5. Зависимость ошибки нейронной сети от выбранного веса.

$e$  – ошибка прогноза нейронной сети;

$w$  – значение веса между нейронами;

$f(w)$  – функция зависимости ошибки от выбранного веса

Как видно из рисунка 5 функция  $f(w)$  является зависимостью ошибки от выбранного веса. На данном графике нас интересует глобальный минимум – в данном случае это точка  $(w_2, e_2)$  (т.е. наибольшее приближение к оси  $x$ , которое характеризует наименьшую ошибку, а значит наиболее верный ответ нейрона). Чтобы отыскать такую точку используют метод градиентного спуска (желтым на графике обозначен градиент). Соответственно у каждого

веса в нейросети будет свой график и градиент и у каждого надо найти глобальный минимум.

Так что же такое, этот градиент? Градиент - это вектор, который определяет крутизну склона и указывает его направление относительно какой либо из точек на поверхности или графике. Чтобы найти градиент нужно взять производную по данной точке (как это и показано на графике). Направление движения по градиенту будет зависеть от выбора точки на графике, либо по направлению, либо против него. [10]

Теперь необходимо рассмотреть, как рассчитывается градиент. В векторной форме градиент рассчитывается как частная производная первого порядка целевой функции по  $i$ -ому весу:

$$\nabla J = \begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial w_1} \\ \dots \\ \frac{\partial J}{\partial w_m} \end{bmatrix}. \quad (9)$$

Вот мы и дошли до того момента, как же все таки сделать так, чтобы нейронная сеть могла правильно обучаться и давать верные решения. Для начала необходимо пройти вперед по всем слоям до выхода прогноза сети - это называется передача вперед (Forward pass), иными словами последовательно обрабатывается и передается информация от входных нейронов к выходным. После чего вычисляется ошибка полученных ответов и, основываясь на ней, делаем обратную передачу, которая заключается в том, чтобы последовательно корректировать веса нейронной сети, начиная с весов выходного нейрона. Значение весов будут меняться в ту сторону, которая даст наилучший результат

Расчет ошибки выходных нейронов осуществляется следующим образом:

$$\delta_0 = (y - \hat{y}) \cdot f'(x) \quad (10)$$

где  $\delta_0$  – оценка ошибки сети выходного слоя;

$y$  – правильный ответ;

$\hat{y}$  – ответ нейронной сети;

$f'(x)$  – производная целевой функции.

Тут все достаточно просто: рассчитывается разница между правильным ответом и ответом нейронной сети, и умножается на производную функции активации от входного значения данного нейрона.

Следственно для скрытых нейронов необходимо использовать следующую формулу:

$$\delta_i = f'(x_i) \cdot \delta_{i+1} \cdot w_i. \quad (11)$$

Прежде чем приступить к вычислениям, необходимо обратить внимание на производную. Как это уже, наверное, стало понятно, с методом обратного распространения необходимо использовать только те функции активации, которые могут быть дифференцированы. В рамках построения нейронной сети в данной работе будет использоваться сигмоидная активационная функция, производная которой, разумеется, существует и имеет следующий вид:

$$f'(x) = \sigma \cdot (1 - \sigma), \quad (12)$$

где  $\sigma = \frac{1}{1+e^{-x}}$

Теперь для того, чтобы обновить веса и «пробежаться» по всем синапсам назад по сети необходимо вычислить последнюю оставшуюся компоненту – градиент. Как отмечалось в формуле 8 градиент – это вектор частных производных первого порядка. Тогда вывод расчёта градиента для логистической функции в векторной форме будет иметь вид:

$$\frac{\partial J^{(i)}}{\partial w_j} = \frac{\partial J^{(i)}}{\partial \hat{y}^{(i)}} \cdot \frac{\partial \hat{y}^{(i)}}{\partial w_j} = \frac{\partial J^{(i)}}{\partial \hat{y}^{(i)}} \cdot \frac{\partial \hat{y}^{(i)}}{\partial (w^T x^{(i)})} \cdot \frac{\partial (w^T x^{(i)})}{\partial w_j} = (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}) \cdot \sigma' \cdot x_j^{(i)} = \delta \cdot x_j^{(i)}.$$

Иными словами, градиент равен произведению ошибки нейрона слоя  $L+1$  и активационных/входных данных слоя  $L$ .

Таким образом, осуществляется возврат к первому слою сети, т.е. при осуществлении метода обратного распространения происходит оценка на сколько ошибка каждого нейрона в каждом слое повлияла на итоговый ответ нейронной сети. Далее происходит корректировка весов и прямое «прохождение» сети. Таким образом происходит обучение сети.

### 1.3.4. Мониторинг состояния нейронной сети.

Переобучение - это состояние нейросети, когда она перенасыщена данными, иначе говоря, сеть не прослеживает закономерности, а просто запоминает и «зубрит» правильные ответы. Соответственно, когда будет подаваться на вход этой нейронной сети информация, которую она раньше не видела без правильных ответов, то нейронная сеть выдаст неадекватный ответ [12]. Например, если показывать нейронной сети разные фотографии яблок (только красные) и говорить что это яблоко. Тогда, когда сеть увидит желтое или зеленое яблоко, она не сможет определить, что это яблоко, так как она запомнила, что все яблоки должны быть красными. И наоборот, когда нейронная сеть увидит что-то красное и по форме совпадающее с яблоком, например персик, она скажет, что это яблоко.

Для того, чтобы понять насколько сеть обучена, поняла ли она закономерность или просто «зазубрила» необходимо мониторить состояние нейронной сети. Для этого необходимо визуализировать работу сети, а также проводить различные проверки обученности сети, например кросс-валидацию.

Перекрыстная проверка (кросс-валидация, Cross-validation) - метод оценки аналитической модели и её поведения на независимых данных. При оценке модели, имеющиеся в наличии данные, разбиваются на  $k$  частей. Затем на  $k-1$  частях данных производится обучение модели, а оставшаяся часть данных используется для тестирования. Процедура повторяется  $k$  раз; в итоге каждая из  $k$  частей данных используется для тестирования. В результате получается оценка эффективности выбранной модели с наиболее равномерным использованием имеющихся данных.

Обычно кросс-валидация используется в ситуациях, где целью является предсказание, и хотелось бы оценить, насколько предсказывающая модель способна работать на практике. Один цикл кросс-валидации включает разбиение набора данных на части, затем построение модели на одной части (называемой тренировочным набором), и валидация модели на другой части

(называемой тестовым набором). Чтобы уменьшить разброс результатов, разные циклы кросс-валидации проводятся на разных разбиениях, а результаты валидации усредняются по всем циклам.

Кросс-валидация важна для защиты от гипотез, навязанных данными («ошибки третьего рода»), особенно когда получение дополнительных данных затруднительно или невозможно. Кросс-валидация это способ оценить способность модели работать на гипотетическом тестовом наборе, когда такой набор в явном виде получить невозможно. [12]

## **2. Практическая часть**

### **2.1. Выбор среды моделирования**

Одним из важных аспектов качественной реализации модели является выбор оптимальной программной среды. В настоящее время существует большое количество языков программирования и сред разработки. Для проведения научных исследований в области математического моделирования и программирования под какие-либо математические задачи часто применяется MATLAB [14], Wolfram Mathematica [15], Microsoft Excel [16], STATISTICA [17], Mathcad [18] и другие.

В рамках магистерской диссертации необходимо построить модели на готовых данных и обучить нейронную сеть с помощью модели VaR прогнозу возможных потерь при заданном уровне риска. По этой причине моделирование в данном случае включает блок программирования. Проектирование нейронной сети будет осуществляться с помощью языка Python 3.7. Выбор объясняется возможностью проектировки нейронной сети с «нуля», самостоятельной проектировкой архитектуры сети, а также наличием подходящих встроенных модулей, а также относительной простотой синтаксиса. Кроме того, данный язык является хорошо документированным и активно продолжает развиваться.

### **2.2. Метод исторического моделирования VaR дельта-нормальным способом на примере акций индекса Dow Jones**

Для построения модели были взяты исторические данные акций индекса Dow Jones за 2018 и 2019 годы с электронного ресурса Finam.com. Моделирование осуществлялось на алгоритмическом языке Python 3.7 и для построения прогноза стоимости акций, в рамках данной работы, была спроектирована сигмоидная нейронная сеть.

Для применения дельта-нормального способа необходимо проверить портфель акций на предмет нормальности распределения. Для проверки

суждения о нормальном распределении выборки с доверительным уровнем 95% применим критерий Шапиро-Уилка.

Критерий Шапиро-Уилка используется для проверки гипотезы  $H_0$ : «случайная величина  $X$  распределена нормально» и является одним наиболее эффективных критериев проверки нормальности. Критерии, проверяющие нормальность выборки, являются частным случаем критериев согласия. Если выборка нормальна, можно далее применять параметрические или непараметрические критерии.

Критерий Шапиро-Уилка основан на оптимальной линейной несмещённой оценке дисперсии к её обычной оценке методом максимального правдоподобия.

Статистика критерия вычисляется следующим образом:  $W = \frac{b^2}{s^2}$ , где

$$S^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2, \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (13)$$

$$b = \sum_{i=1}^k a_{n-i+1} (x_{n-i+1} - x_i) \quad (14)$$

Коэффициенты  $a_{n-i+1}$  определяются по специальным таблицам.

Для реализации критерия Шапиро-Уилка на языке Python 3.7 был написан следующий код:

```
print (st.shapiro(data))  
plt.hist(data)  
plt.show()
```

Получены следующие результаты (рис. 6):

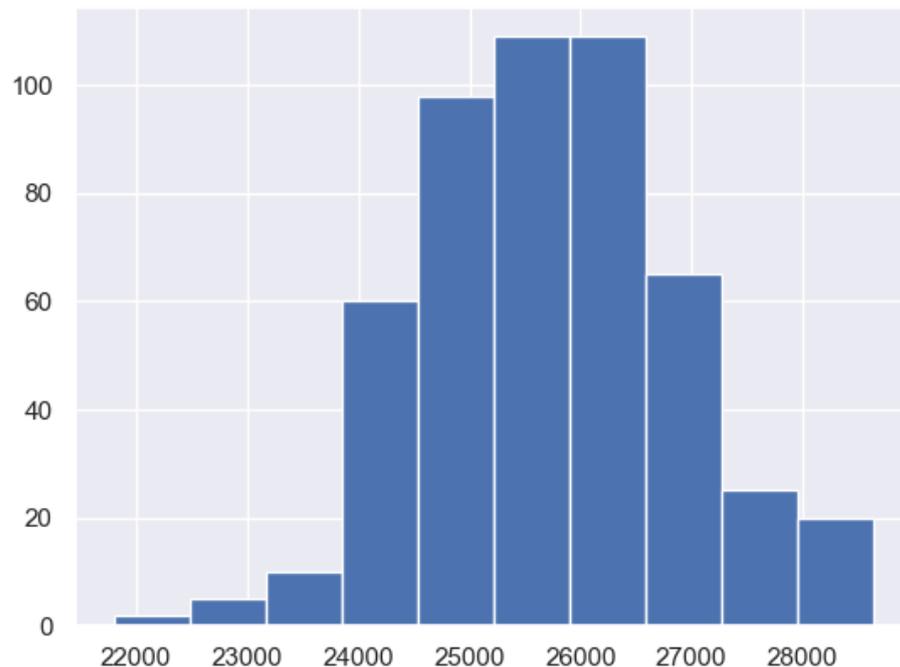


Рисунок.6 Графическое изображение распределения.

Как видно из графика распределение имеет колокольный вид, а значение  $p\text{-value} = 0.11$  по результатам применения критерия Шапиро-Уилка. Таким образом, гипотеза  $H_0$ : «случайная величина  $X$  распределена нормально» принимается.

Так как выборка имеет нормальное распределение, мы можем применить дельта-нормальный метод.

Вычислим доходность для каждого сценария для каждой акции с временным шагом в один день последующей формуле:

$$P = \ln \left( \frac{P_n}{P_{n+1}} \right) \quad (15)$$

где  $P$  – доходность;

$P_n$  – стоимость на определенную дату;

$P_{n+1}$  – стоимость на день следующий день.

Для расчёта изменения значений акций написан следующий код:

`b = [math.log(data[i+1] / data[i]) for i in range(n) if (i+1) < n]`

Теперь для построения модели необходимо рассчитать основные параметры модели для каждого сценария: среднюю доходность акций за

анализируемый период (математическое ожидание) и волатильность акций (среднеквадратическое отклонение).

Расчёт математического ожидания для одного сценария, состоящего осуществлялся по следующей формуле:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n P_i}{n} \quad (16)$$

где  $n$  – количество периодов (в нашем случае 502)

Для расчёта математического ожидания для каждого сценария написан следующий код:

```
c = 0  
for i in range(n-1):  
    c += b[i]  
mat_ozh = c/n
```

Далее рассчитываем показатель волатильности (среднеквадратичное отклонение) акций за исследуемый период. Для этого сначала рассчитаем рассеянность значений или дисперсию:

$$D = \sum_{i=1}^n (P_i - E)^2 \quad (17)$$

Далее рассчитаем среднеквадратическое отклонение путём извлечения корня из дисперсии:

$$\sigma = \sqrt{D} \quad (18)$$

Для расчёта SKO для каждого сценария написан следующий код:

```
d = [(b[i] - mat_ozh) for i in range (n-1)]  
g = 0  
f = [d[i]**2 for i in range(n-1)]  
for i in range(n-1):  
    g += f[i]  
SKO = math.sqrt(g/(n-1))
```

Далее необходимо рассчитать значения квантилей:

```
from scipy.stats import norm  
qn = norm.ppf(0.95, loc=mat_ozh, scale=SKO)  
print('Quantil', qn)
```

На основании полученных значений квантилей рассчитаем прогнозные значения индекса с шагом в один день:

```

Pr = 0
for i in range(n):
    if i == n-1:
        Pr = (1+qn)*data[i]
    else:
        continue

```

В чистовом варианте код на алгоритмичном языке Python 3.7 будет выглядеть следующим образом:

```

# загрузка данных
data=[float(i) for i in pd.read_excel
('D:/Учеба/Практика/Производственная/Прога/1.xlsx')]
print(data)
# проверка нормальности распределения
print(st.shapiro(data))
plt.hist(data)
plt.show()
n = len(data)
print(n)
# вычисление доходности по дням
b = [math.log(data[i+1] / data[i]) for i in range(n) if (i+1) < n]
print(b)
# вычисление мат ожидания
c = 0
for i in range(n-1):
    c += b[i]
    mat_ozh = c/n
    # вычисление SKO
d = [(b[i] - mat_ozh) for i in range (n-1)]
g = 0
f = [d[i]**2 for i in range(n-1)]
for i in range(n-1):
    g += f[i]
    SKO = math.sqrt(g/(n-1))
print('SKO', SKO)
# вычисление квантиля
from scipy.stats import norm
qn = norm.ppf(0.95, loc=mat_ozh, scale=SKO)
print('Quantil', qn)
Pr = 0
for i in range(n):
    if i == n-1:
        Pr = (1+qn)*data[i]
    else:

```

*continue*  
*print(Pr)*

Результаты реализации кода приведены в приложении 3.

Как отмечалось выше CVaR является мерой оценки риска, которая количественно определяет величину хвостового риска, который имеет инвестиционный портфель. Данный показатель определяется путем взятия средневзвешенного значения «экстремальных» потерь в хвосте распределения возможных доходов/убытков за пределами пороговой величины значения риска (VaR). Условное значение риска в оптимизации портфеля для эффективного управления рисками.

В таблице 1 представлены данные о «пробитии» котировок пределы значения VaR за период в 503 дня по всем акциям индекса DowJones, а также рассчитанного эмпирическим путем значения CVaR.

Таблица 1. Анализ изменения котировок акций и расчет эмпирический расчет значений CVaR

Показатель	3M	Apple	Boeing	Caterpillar	Cisco	Coca Cola	Goldman Sachs	IBM	Intel	Johnson & Johnson	Travelers	Walmarket
Количество превышений уровня VaR, \$	1	1	1	1	2	1	1	2	2	1	1	1
Эмпирически полученное значение CVaR, \$	190,72	142,2	325,76	124,37	45,58	45,59	206,05	141,4	50,05	133	130,15	94,11
Оценка убытка при заданном уровне VaR, %	-0,12	-0,08	-0,09	-0,06	-0,12	-0,07	-0,05	-0,11	-0,12	-0,09	-0,07	-0,09
Оценка убытка CVaR, %	0,00	0,00	0,00	0,00	-0,0004	0,00	0,00	-0,01	-0,005	0,00	0,00	0,00

### 2.3. Моделирование нейронной сети

Для реализации задачи автоматизации построения прогнозов возможных рисков методом VaR будет построена и обучена нейронная сеть. Так как поставлена задача построения прогноза данных, то в качестве активационной функции нейронов будет использоваться сигмоидного вида.

На входе сети будут подаваться исторические данные о котировках акций индекса Dow Jones за период 2018-2019 годы. В целях оптимизации количества нейронов на первом слое данные будут представлены в векторной форме:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ \dots \\ x_m \end{bmatrix}. \quad (19)$$

Все дальнейшие вычисления также будут производиться в матричной форме. Состав нейрона условно можно разделить на две части: сумматорную функцию и активационную. Сумматорная часть нейрона имеет вид:

$$S = X \cdot w + b \quad (20)$$

где  $X$  – матрица входных данных;

$w$  – матрица весов;

$b$  – вектор-столбец смещения.

Тогда активационная функция имеет вид:

$$f(x, w, b) = \sigma(w \cdot X + b) \quad (21)$$

где  $f(x, w, b)$  – ответ сети;

$X$  - матрица входных данных;

$w$  – матрица весов;

$b$  – смещение.

$\sigma$  – логистическая функция:

$$\sigma = \frac{1}{1+e^{-x}}.$$

Кроме этого, необходимо определиться с количеством слоев сети и количеством нейронов. Для поставленной задачи и с учётом представления данных в матричном виде будет достаточно двух слоев (трех, если учитывать слой выхода данных) и по одному нейрону на каждый слой.

Далее будет происходить тренировка (обучение) сети, т.е. за каждый неверный прогноз нейроны будут штрафиться и корректироваться веса между нейронами, оценка ошибки сети осуществлена методом обратного распространения. После завершения процесса тренировки необходимо

провести кросс-валидацию результатов обучения нейронной сети. Для этого данные разбиваются на батчи и поочередно подаются сети с правильными ответами и без них. С целью мониторинга процесса работы сети необходимо визуализировать обучение.

На старте обучения сети необходимо пройти все слои вперед до выхода данных. Для подачи входного массива (пример рассмотрен на котировках портфеля в целом) был написан следующий код:

```

data3 = [float(i) for i in
pd.read_excel('D:/Учеба/НИИРМ/Рабочая/Прогоа/6.xlsx')]
data2 = [float(i) for i in
pd.read_excel('D:/Учеба/НИИРМ/Рабочая/Прогоа/4.xlsx')]
x1 = []
for i in range(len(data2)):
    x1.append(data2[i]/1000)
x2 = []
for i in range(len(data3)):
    x2.append(data3[i]/1000)
X = np.array([x1]).T
X2 = np.array([x2]).T
y = np.array([Pr]).T

```

Далее необходимо задать веса случайным образом. Веса будут иметь значения около нулевые. После этого, определяем смещение и скорость обучения (*learning\_rate*). Данные параметры являются гиперпараметрами и настраиваются в процессе обучения сети.

```

# сделаем случайные числа более определёнными
np.random.seed(1)
w = 2*np.random.random((1,1)) - 1
# смещение
b = -2.7
learning_rate = 0.001

```

После подготовки входных данных начинается процесс тренировки сети. Вычисляется сумматорная функция по формуле (20):

$$S = X \cdot \text{dot}(w)$$

$$S += b$$

Далее вычисляется активационная функция в соответствии с формулой (21):

$$a = 1.0 / (1.0 + \text{np.exp}(-S))$$

Таким образом, активируются все нейроны по параметрам, которые необходимо рассчитать и прямым ходом получаем результаты обучения. Следующим шагом необходимо оценить ошибку полученных выходных данных. Ошибка данных на выходе рассчитывается как разность правильных ответов и ответов сети. После этого, рассчитывается градиент и методом обратного распространения вычисляется ошибка каждого нейрона на каждом слое. Когда данная процедура завершается, корректируются веса и вышеописанная процедура повторяется.

```
for iter in range(1000):  
    S = X.dot(w)  
    S += b  
    a = 1.0/(1.0+np.exp(-S))  
    error = y - a  
    a_deriv = a.T.dot(1-a)  
    delta = error.dot(a_deriv)  
    w += (X.T.dot(delta))*learning_rate
```

После завершения процесса тренировки нейронной сети необходимо визуализировать результат и провести кросс-валидацию работы сети. Кросс-валидация будет производиться следующим образом: тренировочные данные будут разбиты на пять мини-батчей и сначала из первого будут убраны правильные ответы и проведено обучение и построен прогноз, затем у четвертого мини-батча будут убраны правильные ответы, а в последний добавлены верные ответы и таким в некотором смысле «цепным» способом перебираются все данные выборки проверяется адекватность ответов нейронной сети.

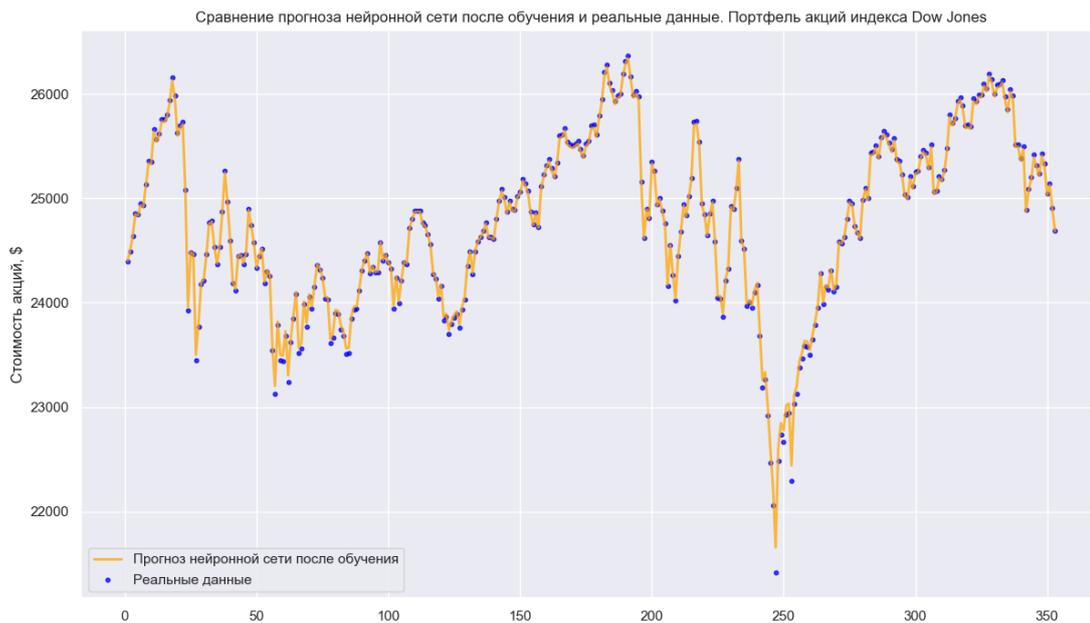


Рисунок 7. Визуализация результата обучения нейронной сети.

На рисунке 8 изображен график прогноза нейронной сети (оранжевая линия) и реальных исторических данных котировок портфеля (синие точки). Как видно из графика сеть обучилась достаточно точно на примере правильных ответов. В рамках проверки адекватности сети (отсутствия признаков переобученности) на вход подаются данные, которых нейронная сеть ранее не видела, без правильных ответов.

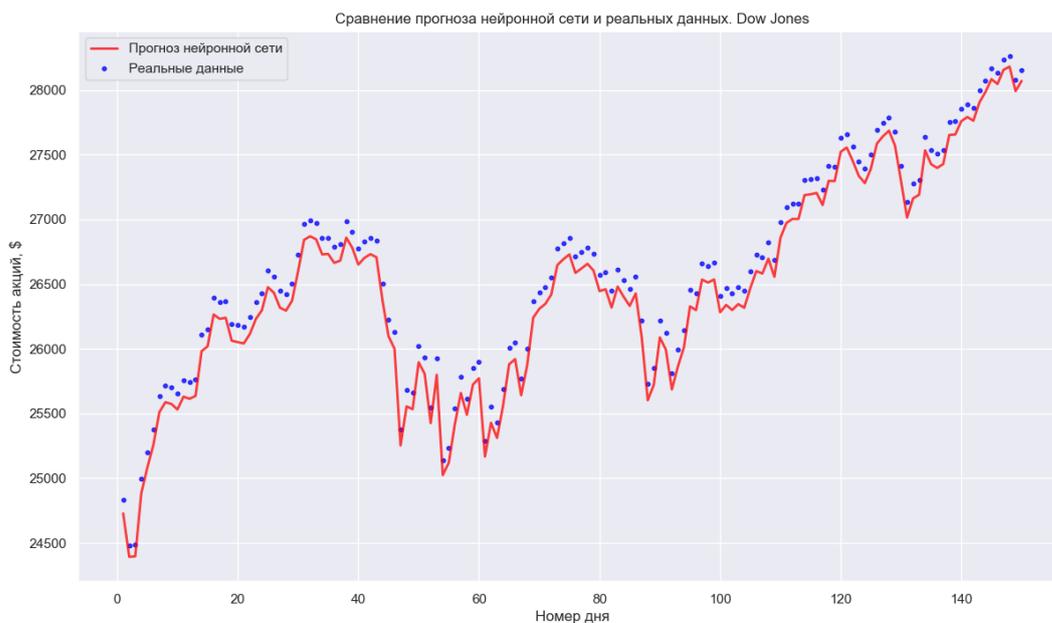


Рисунок 8. Визуализация результата прогноза сети после сети.

На рисунке 9 изображен прогноз сети (красная линия) на основании данных, которых она раньше не видела и без правильных ответов. Иными словами, нейронная сеть изучила закономерность на тренировочных данных и на ее основе построила прогноз.

Для более объективной оценки результатов необходимо вычислить ошибки сети от реальных данных.

```
for i in range(n):  
    err.append(abs(1-(a2[i]/Pr[i])))  
err = np.array(err)  
print((err))  
plt.figure()  
plt.plot(data2, err, lw=2, color = 'red', alpha = 0.75, label = 'Ошибка прогноза сети после обучения')  
plt.legend(loc = 'upper left')  
plt.show()
```

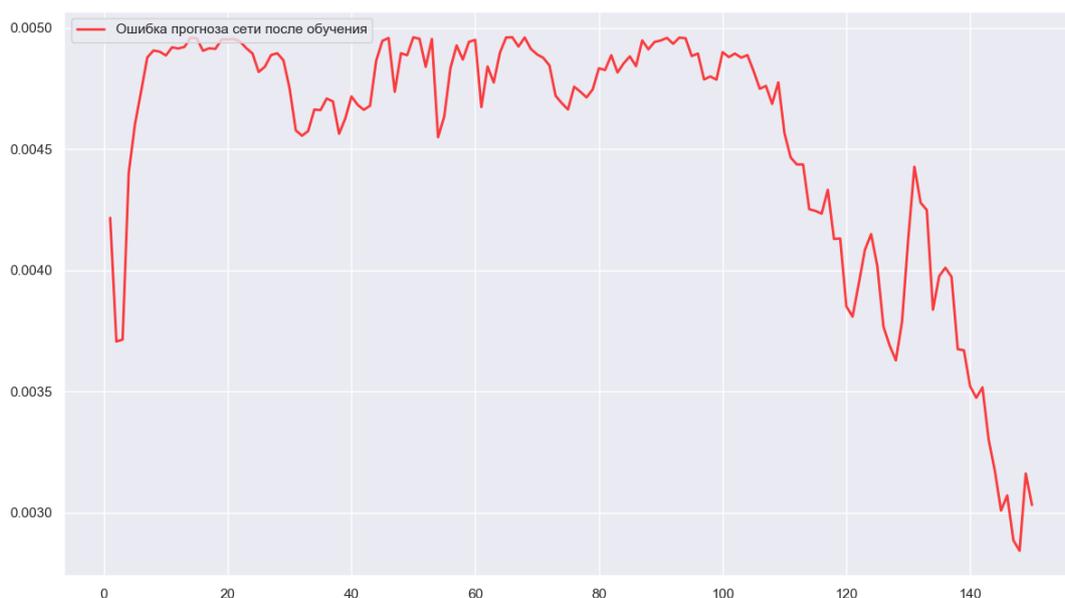


Рисунок 9. Ошибка прогноза нейронной сети после обучения.

На рисунке 10 изображена ошибка прогноза нейронной сети на основании тестовых входных данных. Рассчитаем среднее значение ошибки:

```
mean_err = np.mean(err)  
print(mean_err)
```

Среднее значение ошибки по всем прогнозам составило 0,045 в абсолютном выражении.

Медианное значение ошибки прогноза нейронной сети значения VaR для портфеля составляет 0,0047. Оценкой медианы  $x_{med}$  называется число, которое делит вариационный ряд на две части, содержащие равное количество наблюдений. Если количество элементов нечетное, то есть  $n = 2k + 1$ , то

$$x_{med} = x_{k+1} \quad (22)$$

Если количество элементов четное, то есть  $n = 2k$ , то

$$x_{med} = \frac{1}{2}(x_k + x_{k+1}) \quad (23)$$

Для расчета медианного значения ошибки прогноза сети был написан следующий код:

```
mean_err = np.mean(err)
print(mean_err)
```

Все вышеизложенное позволяет судить о том, что нейронная сеть адекватно выучила закономерность на примере тренировочных данных и строит достаточно разумные прогнозы близкие к реальности.

Ниже представлен отрывок кода нейронной сети:

```
# nachalo seti
data3 = [float(i) for i in
pd.read_excel('D:/Учеба/НИИРМ/Рабочая/Прогоа/6.xlsx')]
data2 = [float(i) for i in
pd.read_excel('D:/Учеба/НИИРМ/Рабочая/Прогоа/4.xlsx')]
x1 = []
for i in range(len(data2)):
    x1.append(data2[i]/100)
x2 = []
for i in range(len(data3)):
    x2.append(data3[i]/100)
X = np.array([x1]).T
X2 = np.array([x2]).T
y = np.array([Pr]).T
print('реальные данные VaR',y)
# trenirovka
# сделаем случайные числа более определёнными
np.random.seed(1)
w = 2*np.random.random((1,1)) - 1
print(w)
# smechenie
```

```

b = -3.0
learning_rate = 0.0001
for iter in range(10000):
    S = X.dot(w)
    S += b
    a = 1.0/(1.0+np.exp(-S))
    error = y - a
    a_deriv = a.T.dot(1-a)
    delta = error.dot(a_deriv)
    w += (X.T.dot(delta))*learning_rate
print('обучение', a)
# Test
S2 = X2.dot(w)
S2 += b
a2 = 1.0/(1.0+np.exp(-S2))

```

Полный код реализации модели представлен в приложении 2.

В рамках реализации оценки рисков методом исторического моделирования VaR с помощью нейронных сетей были рассмотрены акции, входящие в состав индекса Dow Jones. Вышеописанная нейронная сеть была обучена по всем акциям и по всем акциям был построен прогноз. Стоит отметить, что при обучении структура сети не переписывалась, а изменялись только гиперпараметры.

Также все исторические данные котировок акций подавались в равных условиях, иными словами количество параметров, а также количество входных данных не менялось, в противном случае это привело бы к необходимости изменения структуры сети.

Результаты обучения и построения прогнозов сетью для всех вышеуказанных акций, а также по всем инвестиционному портфелю представлены в приложении 4.

На основании, полученных результатов можно сказать, что поставленная цель исследования достигнута. Однако, стоит отметить, что в рамках данной работы рассмотрена достаточно простая структура нейронной сети, в случае построения расчетов нейронной сетью промежуточных параметров необходимых для оценки показателя VaR (таких как СКО,

квантиль и т.д.) количество нейронов и слоев сети увеличилось, однако это бы увеличилась бы и погрешность прогноза, так как каждый слой не даёт «идеального» ответа, но тем не менее погрешность расчета при должном использовании существующих методов минимизации ошибки была бы устремлена к минимуму. Однако, при заданных условиях в рамках поставленной задачи достаточно простой структуры представленной в диссертации. Иными словами, сработал принцип «бритва Оккама» суть, которого сводится к тому, что не стоит усложнять там, где в этом нет необходимости.

### 3. Социальная ответственность

В настоящее время большое внимание уделяется вопросам безопасности трудящихся на рабочем месте. Одной из основных задач является охрана здоровья сотрудников предприятий, сведение к минимуму или ликвидация различных видов производственных травм и снижение риска заболеваний.

Скорость создания и усовершенствования электронно-вычислительных машин (ЭВМ) привела к их повсеместному внедрению как на производстве, так в научно-исследовательских и конструкторских целях, а также в сфере управления и образования. Целью магистерской диссертации оценка финансовых рисков VaR и CVaR для акций индекса Dow Jones с помощью нейронных сетей. Данная работа предполагает использование ЭВМ для осуществления вычислений. Компьютеры на данный момент являются одной из важных составляющих деятельности большинства предприятий и организаций, а также в домашних условиях. Однако компьютер является источником вредного воздействия на организм человека, а, следовательно, и источником профессиональных заболеваний. Это влечет за собой требование: каждый пользователь персонального компьютера должен быть осведомлен о вредном воздействии ПЭВМ на организм человека и необходимых мерах защиты от этих воздействий.

Написание магистерской работы осуществлялось в условиях соответствующих нормам и требованиям охраны труда.

Рабочее место при написании магистерской работы укомплектовано следующим образом, стол компьютерный, офисное кресло кожаное подъемно-поворотное и регулируемое по высоте и углам наклона сиденья и спинки, а также расстоянию спинки до переднего края сиденья, персональный компьютер со всеми необходимыми для работы периферийными устройствами, стереосистема, принтер, настольная лампа. Рабочее место находится в помещении, которое имеет следующие характеристики: ширина комнаты составляет  $b=3\text{м}$ , длина  $a=5\text{м}$ , высота

$H=2,7\text{м}$ . Тогда площадь помещения будет составлять  $S = a \cdot b = 15\text{ м}^2$ , объем помещения  $S = a \cdot b \cdot H = 40,5\text{ м}^3$ . В помещении имеется окно, через которое осуществляется вентиляция помещения. В помещении отсутствует принудительная вентиляция, т.е. воздух поступает и удаляется через дверь и окно, вентиляция является естественной. Поблизости с рабочим местом имеется потенциально вредоносное оборудование: телевизор.

В связи с тем, что целью исследования является оценка рисков инвестиций в финансовые инструменты с помощью нейронных сетей, то основной целью является ускорение и автоматизация оценки вышеуказанных параметров. Областью применения данного исследования является использование машинного обучения в финансовых институтах и банках как способ автоматизации процесса оценки рисков.

### **3.1. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности**

#### **3.1.1. Специальные (характерные для проектируемой рабочей зоны) правовые нормы трудового законодательства**

В данной работе рассмотрена проектировка рабочего места и помещения, в котором оно находится. Под проектированием рабочего места понимается целесообразное пространственное размещение в горизонтальной и вертикальной плоскостях функционально взаимосвязанных средств производства (оборудования, оснастки, предметов труда и др.), необходимых для осуществления трудового процесса.

При проектировании рабочих мест должны быть учтены освещенность, температура, влажность, давление, шум, наличие вредных веществ, электромагнитных полей и другие санитарно-гигиенические требования к организации рабочих мест. Работа выполняется преимущественно за компьютером, поэтому в соответствии СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03 в помещении на одного работника, работающего за ПК с ЖК мониторами предусмотрено 4,5 кв.м.

### 3.1.2. Организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны

Характеристика помещения, где была разработана магистерская работа: ширина комнаты составляет  $b=3\text{м}$ , длина  $a=5\text{м}$ , высота  $H=2,7\text{м}$ . Тогда площадь помещения будет составлять  $S = a \cdot b = 15\text{ м}^2$ , объем помещения  $S = a \cdot b \cdot H = 40,5\text{ м}^3$ . В помещении имеется окно, через которое осуществляется вентиляция помещения. В помещении отсутствует принудительная вентиляция, т.е. воздух поступает и удаляется через дверь и окно, вентиляция является естественной. В зимнее время помещение отапливается, что обеспечивает достаточное, постоянное и равномерное нагревание воздуха. В помещении используется комбинированное освещение - искусственное и естественное. Искусственное освещение создается люминесцентными лампами типа ЛБ. Рабочая поверхность имеет высоту  $0,75\text{м}$ . Электроснабжение сети переменного напряжения  $220\text{ В}$ . Помещение без повышенной опасности в отношении поражения человека электрическим током по ГОСТ Р 12.1.019-2009.

Компьютер, расположенный на рабочей поверхности высотой  $0,77\text{ м}$ , обладает следующими характеристиками: процессор Intel Core i3, оперативная память  $8\text{ ГБ}$ , операционная система Microsoft Windows 7, частота процессора  $3,5\text{ ГГц}$ , дисплей HD с диагональю  $48,28\text{ см}$  ( $19\text{ дюймов}$ ) разрешением  $1440\text{ на }900$ .

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

глаз оператора, а также комфортное положение рук оператора над клавиатурой.

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

Рабочее кресло должно быть подъёмно-поворотным и регулируемым по высоте и углам наклона сиденья и спинки, а также расстоянию спинки до переднего края сиденья. Рекомендуемая высота сидения над уровнем пола 420–550 мм. Конструкция рабочего кресла должна обеспечивать: ширину и глубину поверхности сиденья не менее 400 мм.

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

## **3.2. Производственная безопасность**

### **3.2.1. Анализ вредных и опасных факторов, которые могут возникнуть на рабочем месте исследователя**

Для идентификации потенциальных факторов использован ГОСТ 12.0.003-2015 «Опасные и вредные производственные факторы. Классификация». Перечень опасных и вредных факторов, характерных для проектируемой производственной среды представлен в виде таблицы 1.

Таблица 2. Возможные опасные и вредные факторы

Факторы (ГОСТ 12.0.003-2015)	Этапы работ			Нормативные документы
	Разработ ка	Изготовл ение	Эксплуат ация	
1. Отклонение показателей микроклимата	+	+	+	СанПиН 2.2.2/2.4.1.1340-03 «Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы» [22] СанПиН 2.2.4.548-96 «Гигиенические требования к микроклимату производственных помещений» [23]
2. Недостаточная освещенность рабочей зоны	+	+	+	СанПиН 2.2.1/2.1.1.1278-03 «Гигиенические требования к естественному, искусственному и совмещенному освещению жилых и общественных зданий» [24]
4. Повышенное образование электростатических зарядов	+	+	+	СанПиН 2.2.2.542-96 «Гигиенические требования к видеодисплейным терминалам, персональным электронно-вычислительным машинам и организации работ» [26]
5. Повышенный уровень электромагнитных излучений	+	+	+	СанПиН 2.2.4.3359-16 «Санитарно-эпидемиологические требования к физическим факторам на рабочих местах» [27]
6. Нервно-психические перегрузки, связанные с напряженностью трудового процесса	+	+	+	СанПиН 2.2.2/2.4.1.1340-03 «Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы» [22]

Эти факторы могут привести к ухудшению здоровья пользователя, а также к профессиональным заболеваниям. Кроме того, вынужденная неудобная рабочая поза (в большинстве случаев в ограниченном пространстве), длительное сосредоточенное наблюдение, из которого 20% приходится на непосредственное наблюдение за экраном ВДТ, вызывают повышенное напряжение мышц зрительного аппарата, а в комплексе с неблагоприятными производственными факторами обуславливают развитие общего утомления и снижение работоспособности.

### *Анализ опасных и вредных производственных факторов*

#### *Отклонение показателей микроклимата*

Микроклимат производственных помещений – это климат внутренней среды помещений, который определяется действующими на организм человека сочетаниями температур воздуха и поверхностей, относительной влажности воздуха, скорости движения воздуха и интенсивности теплового излучения. Показатели микроклимата должны обеспечивать сохранение теплового баланса человека с окружающей средой и поддержание оптимального или допустимого теплового состояния организма.

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

Все категории работ разграничиваются на основе интенсивности энергозатрат организма в ккал/ч (Вт). Работа, производимая сидя и сопровождающаяся незначительным физическим напряжением, относится к категории Ia – работа с интенсивностью энергозатрат до 120 ккал/ч (до 139 Вт). Для данной категории допустимые нормы микроклимата представлены в таблице 3.

Таблица 3. Допустимые нормы микроклимата в рабочей зоне производственных помещений

Период года	Категория тяжести выполняемых работ	Температура, °С		Относительная влажность, %		Скорость движения воздуха, м/с	
		Фактическое значение	Допустимое значение	Фактическое значение	Допустимое значение	Фактическое значение	Допустимое значение

Холодный	Ia	(20÷24)	(19÷24)	5	(15÷75)	0.1	$\leq 0.1$
Теплый	Ia	(23÷25)	(20÷28)	5	(15÷75)	0.1	$\leq 0.2$

Анализируя таблицу 2, можно сделать вывод, что в рассматриваемом помещении параметры микроклимата соответствуют нормам СанПиН. Допустимый уровень микроклимата помещения обеспечивается системой водяного центрального отопления и естественной вентиляцией.

### ***Недостаточная освещенность рабочей зоны***

Свет является естественным условием жизни человека. Правильно спроектированное и выполненное освещение обеспечивает высокий уровень работоспособности, оказывает положительное психологическое действие на человека и способствует повышению производительности труда. На рабочей поверхности должны отсутствовать резкие тени, которые создают неравномерное распределение поверхностей с различной яркостью в поле зрения, искажает размеры и формы объектов различия, в результате повышается утомляемость и снижается производительность труда.

В данном рабочем помещении используется комбинированное освещение: искусственное и естественное. Искусственное освещение создается люминесцентными лампами типа ЛД.

Расчёт общего равномерного искусственного освещения горизонтальной рабочей поверхности выполняется методом коэффициента светового потока, учитывающим световой поток, отражённый от потолка и стен. Длина помещения  $a=5\text{м}$ , ширина  $b=3\text{м}$ , высота  $H=2,7\text{ м}$ . Высота рабочей поверхности над полом  $h_p = 0,75\text{ м}$ . Интегральным критерием оптимальности расположения светильников является величина  $\lambda$ , которая для люминесцентных светильников с защитной решёткой лежит в диапазоне 1,1–1,3.

Выбираем лампу дневного света ЛД-40, световой поток которой равен  $\Phi_{ЛД} = 2300\text{ Лм}$ . Выбираем светильники с люминесцентными лампами типа

ОДОР-2-30. Этот светильник имеет две лампы мощностью 40 Вт каждая, длина светильника равна 925 мм, ширина – 265 мм. На первом этапе определим значение индекса освещенности  $i$ .

$$i = \frac{S}{(a+b) \cdot h}, \quad (24)$$

где  $S$  – площадь помещения;

$h$  – расчетная высота подвеса светильника, м;

$a$  и  $b$  – длина и ширина помещения, м.

Высота светильника над рабочей поверхностью  $h$

$$h = H - h_p - h_c = 2,7 - 0,75 - 0,3 = 1,65 \quad (25)$$

где  $H$  – высота помещения, м;

$h_p$  – высота рабочей поверхности, м;

$h_c$  – расстояние светильников от перекрытия (свес).

В результате проведенных расчетов, индекс освещенности  $i$  равен

$$i = \frac{S}{(a+b) \cdot h} = \frac{15}{(3+5) \cdot 1,65} = 1,14 \quad (26)$$

Расстояние между соседними светильниками равно 1,815 м или рядами определяется по формуле:

$$L = \lambda \cdot h = 1,1 \cdot 1,65 = 1,815 \quad (27)$$

Число рядов светильников в помещении:

$$Nb = \frac{b}{L} = \frac{3}{1,815} = 1,65 \approx 2 \quad (28)$$

Число светильников в ряду равно 3:

$$Na = \frac{a}{L} = \frac{5}{1,815} = 2,75 \approx 3 \quad (29)$$

Общее число светильников:

$$N = Na \cdot Nb = 2 \cdot 3 = 6 \quad (30)$$

Учитывая, что в каждом светильнике установлено две лампы, общее число ламп в помещении  $N=12$ .

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

$$l = \frac{L}{3} = \frac{1,815}{3} = 0,605\text{м} \quad (31)$$

Вышеуказанный расчет приведен в соответствии с нормами освещения рабочего места в помещении с вышеуказанными параметрами. Так как работа разрабатывается удаленно (в домашних условиях) в помещении с идентичными характеристиками, то помещение оборудовано лишь люстрой с 6 лампами, описанными выше, на расстоянии менее 0,605 м, а также на рабочем месте имеется настольный светильник с одной лампой. Далее рассматривается вариант идеального освещения в соответствии с нормами.

Световой поток лампы определяется по формуле:

$$\Phi = \frac{E_H \cdot S \cdot K_3 \cdot Z}{N \cdot \eta}, \quad (32)$$

где  $E_H$  – нормируемая минимальная освещённость по СНиП 23-05-95, лк;  
 $S$  – площадь освещаемого помещения, м<sup>2</sup>;  
 $K_3$  – коэффициент запаса, учитывающий загрязнение светильника (источника света, светотехнической арматуры, стен и пр., т.е. отражающих поверхностей), наличие в атмосфере цеха дыма, пыли;  
 $Z$  – коэффициент неравномерности освещения, отношение  $E_{cp} / E_{min}$ .

Для люминесцентных ламп он равен 1,1;

$N$  – число ламп в помещении;

$\eta$  – коэффициент использования светового потока.

Данное помещение относится к типу помещения со средним выделением пыли, поэтому коэффициент запаса  $K_3 = 1,5$ ; состояние потолка – свежепобеленный, поэтому значение коэффициента отражения потолка  $\rho_n = 70\%$ ; состояние стен – бетонные стены, поэтому значение коэффициента отражения стен  $\rho_c = 50\%$ . Коэффициент использования светового потока, показывающий какая часть светового потока ламп попадает на рабочую поверхность, для светильников типа ОДОР с

люминесцентными лампами при  $\rho_n = 70\%$ ,  $\rho_c = 50\%$  и индексе помещения  $i=1,14$  равен  $\eta=0,43$ .

Нормируемая минимальная освещенность при использовании ЭВМ и одновременной работе с документами должна быть равна 600 лк.

$$\Phi = \frac{E_H \cdot S \cdot K_3 \cdot Z}{N \cdot \eta} = \frac{600 \cdot 15 \cdot 1,5 \cdot 1,1}{12 \cdot 0,43} = 2878 \text{ Лм} \quad (33)$$

Для люминесцентных ламп с мощностью 40 Вт и напряжением сети 220В, стандартный световой поток ЛД равен 2300 Лм.

$$-10\% \leq \frac{\Phi_{ЛД} - \Phi_{П}}{\Phi_{ЛД}} \cdot 100\% \leq 20\% \quad (34)$$

Подставляя данные в формулу (33), получим:

$$\frac{\Phi_{ЛД} - \Phi_{П}}{\Phi_{ЛД}} \cdot 100\% = \frac{2300 - 2878}{2300} \cdot 100\% = -25\%$$

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

### ***Повышенный уровень электромагнитных излучений***

ЭМП обладает способностью биологического, специфического и теплового воздействия на организм человека, что может повлечь следующие последствия: биохимические изменения в клетках и тканях; нарушения условно-рефлекторной деятельности, снижение биоэлектрической активности мозга, изменения межнейронных связей, отклонения в эндокринной системе; вследствие перехода ЭМП в тепловую энергию может наблюдаться повышение температуры тела, локальный избирательный нагрев тканей и так далее. Требования:

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

- в диапазоне частот 5Гц-2кГц - 250нТл;
- в диапазоне частот 2кГц/400кГц - 25нТл.

Защита человека от опасного воздействия электромагнитного излучения осуществляется следующими способами:

1. Применение СКЗ
  - защита временем;
  - защита расстоянием;
  - снижение интенсивности излучения непосредственно в самом источнике излучения;
  - экранирование источника;
  - защита рабочего места от излучения;
2. Применение средств индивидуальной защиты (СИЗ), которые включают в себя:
  - Очки и специальная одежда, выполненная из металлизированной ткани (кольчуга). При этом следует отметить, что использование СИЗ возможно при кратковременных работах и является мерой аварийного характера. Ежедневная защита обслуживающего персонала должна обеспечиваться другими средствами.
  - Вместо обычных стекол используют стекла, покрытые тонким слоем золота или диоксида олова (SnO<sub>2</sub>).

При написании магистерской диссертации использовались следующие способы защиты от опасного воздействия электромагнитного излучения:

1. Защита временем (работа за компьютером осуществлялась не более двух часов подряд с 15 минутными перерывами).
2. Защита расстоянием (работа от экрана осуществлялась не менее 500 мм).

### ***Повышенное образование электростатических зарядов***

Электризация заключается в следующем: нейтральные тела, в нормальном состоянии не проявляющие электрических свойств, при условии

отрицательных контактов или взаимодействий становятся электростатическими. Опасность возникновения статического электричества проявляется в возможности образования электрической искры и вредном воздействии его на человеческий организм, и не только в случае непосредственного контакта с зарядом, но и за счет действий электрического поля, которое возникает при заряде. При включенном питании компьютера на экране дисплея накапливается статическое электричество. Электрический ток искрового разряда статического электричества мал и не может вызвать поражение человека. Тем не менее, вблизи экрана электризуется пыль и оседает на нем. В результате чего искажается резкость восприятия информации на экране. Кроме того, пыль попадает на лицо работающего и в его дыхательные пути.

Перед началом работы следует убедиться в отсутствии свешивающихся со стола или висящих под столом проводов электропитания, в целостности вилки и провода электропитания, в отсутствии видимых повреждений аппаратуры и рабочей мебели, в отсутствии повреждений и наличии заземления приэкранного фильтра.

В производственных помещениях, где допустимые нормативные величины микроклимата поддерживать не представляется возможным, необходимо проводить мероприятия по защите работников от возможного перегрева и охлаждения. Это достигается различными средствами: применением систем местного кондиционирования воздуха; использованием индивидуальных средств защиты от повышенной или пониженной температуры; регламентацией периодов работы в неблагоприятном микроклимате, и отдыха в помещении с микроклиматом, нормализующим тепловое состояние; сокращением рабочей смены и др.

Профилактика перегрева работников в нагреваемом микроклимате включает следующие мероприятия: нормирование верхней границы внешней термической нагрузки на допустимом уровне применительно к 8-часовой рабочей смене; регламентация

продолжительности воздействия нагревающей среды (непрерывно и за рабочую смену) для поддержания среднесменного теплового состояния на оптимальном или допустимом уровне; использование специальных СКЗ и СИЗ, уменьшающих поступление тепла извне к поверхности тела человека и обеспечивающих допустимое тепловое состояние работников.

Основные способы защиты от статического электричества следующие: заземление оборудования, увлажнение окружающего воздуха. Также целесообразно применение полов из антистатического материала.

### ***Нервно-психические перегрузки, связанные с напряженностью трудового процесса***

Значительное умственное напряжение и другие нагрузки приводят к переутомлению функционального состояния центральной нервной системы, нервно-мышечного аппарата рук. Нерациональное расположение элементов рабочего места вызывает необходимость поддержания вынужденной рабочей позы. Длительный дискомфорт вызывает повышенное позвоночное напряжение мышц и обуславливает развитие общего утомления и снижение работоспособности.

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

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

### **3.2.2. Обоснование мероприятий по защите персонала предприятия от действия опасных и вредных факторов**

Защита от шумов – заключение вентиляторов в защитный кожух и установление их внутри корпуса ЭВМ. Для снижения уровня шума стены и

потолок помещений, где установлены компьютеры, могут быть облицованы звукопоглощающими материалами с максимальными коэффициентами звукопоглощения в области частот 63 - 8000 Гц.

С целью снижения или устранения нервно-психологического, зрительного и мышечного напряжения, предупреждение переутомления необходимо проводить комплекс физических упражнений и сеансы психофизической разгрузки и снятия усталости во время регламентированных перерывов, и после окончания рабочего дня.

### **3.3. Экологическая безопасность**

#### **3.3.1. Анализ влияния объекта исследования на окружающую среду**

Охрана окружающей среды - это комплексная проблема и наиболее активная форма её решения - это сокращение вредных выбросов промышленных предприятий через полный переход к безотходным или малоотходным технологиям производства.

С точки зрения потребления ресурсов компьютер потребляет сравнительно небольшое количество электроэнергии, что положительным образом сказывается на общей экономии потребления электроэнергии в целом.

Основными отходами при выполнении данной работы являются черновики бумаги, отработавшие люминесцентные лампы и картриджи.

#### **3.3.2. Обоснование мероприятий по защите окружающей среды**

Основным источником вреда для окружающей среды являются отходы, полученные при проведении работ. Их необходимо утилизировать. Так как израсходованная бумага не содержала никаких закрытых сведений, она была направлена на утилизацию без использования shreddera, а люминесцентные лампы собраны и направлены на утилизацию в соответствующую организацию. Израсходованные картриджи аналогично были переданы производителю для централизованной утилизации в соответствии с требованиями ГОСТ 30775-2001.

### **3.4. Безопасность в чрезвычайных ситуациях**

#### **3.4.1. Анализ вероятных ЧС, которые может инициировать объект исследований**

Так как данная работа выполняется на компьютере, то наиболее вероятной ЧС является возникновение пожара в помещении.

По взрывопожарной и пожарной опасности помещения подразделяются на категории А, Б, В1 - В4, Г и Д, а здания - на категории А, Б, В, Г и Д. По пожарной опасности наружные установки подразделяются на категории  $A_n$ ,  $B_n$ ,  $V_n$ ,  $G_n$  и  $D_n$ .

Согласно НПБ 105-03 класс или офисное помещение относится к категории В - горючие и трудногорючие жидкости, твердые горючие и трудногорючие вещества и материалы (в том числе пыли и волокна), вещества и материалы, способные при взаимодействии с водой, кислородом воздуха или друг с другом только гореть, при условии, что помещения, в которых они имеются в наличии или обращаются, не относятся к категориям А или Б. По степени огнестойкости данное помещение относится к 1-й степени огнестойкости по СНиП 2.01.02-85 (выполнено из кирпича, которое относится к трудно сгораемым материалам). Возникновение пожара при работе с электронной аппаратурой может быть по причинам как электрического, так и неэлектрического характера. Основной причиной возникновения пожара неэлектрического характера в офисном помещении может стать халатное неосторожное обращение с огнем (курение, оставленные без присмотра нагревательные приборы, использование открытого огня). Причины возникновения пожара электрического характера: короткое замыкание, перегрузки по току, искрение и электрические дуги, статическое электричество и т. п.

Однако пожар, это не единственная вероятная ЧС. В Томске преобладает континентально-циклонический климат. Природные явления (землетрясения, наводнения, засухи, ураганы и т.д.) отсутствуют. Возможными ЧС могут быть сильные морозы и диверсия.

Для Сибири в зимнее время года характерны морозы. Достижение критически низких температур приведет к авариям систем теплоснабжения и жизнеобеспечения, приостановке работы, обморожениям и даже жертвам среди населения. Чрезвычайные ситуации, возникающие в результате диверсий, возникают все чаще. Зачастую такие угрозы оказываются ложными. Но случаются взрывы и в действительности.

### **3.4.2. Обоснование мероприятий по предотвращению ЧС и разработка порядка действия в случае возникновения ЧС**

Согласно общим требованиям пожарной безопасности по ГОСТ 12.1.004-91 для устранения причин возникновения пожаров в помещении должны проводиться следующие мероприятия:

1. использование только исправного оборудования;
2. проведение периодических инструктажей по пожарной безопасности;
3. назначение ответственного за пожарную безопасность помещений;
4. издание приказов по вопросам усиления пожарной безопасности
5. отключение электрооборудования, освещения и электропитания по окончании работ;
6. курение в строго отведенном месте;
7. содержание путей и проходов для эвакуации людей в свободном состоянии.

Для локализации или ликвидации возгорания на начальной стадии используются первичные средства пожаротушения. Первичные средства пожаротушения обычно применяют до прибытия пожарной команды.

Воздушно-пенные огнетушители очагов пожара, без наличия электроэнергии. Углекислотные и порошковые огнетушители предназначены для тушения электроустановок, находящихся под напряжением до 1000 В. Кроме того, порошковые применяют для тушения документов.

Для тушения токоведущих частей и электроустановок применяется переносной порошковый закачной огнетушитель ОП-3. Тушение электроустановок нужно производить на расстоянии не менее 1 метра (имеется в виду расстояние от сопла огнетушителя до токоведущих частей). Зарядку порошковых огнетушителей следует производить один раз в пять лет. При возникновении необходимости ремонта или зарядки, следует обращаться в специализированные фирмы.

В общественных зданиях и сооружениях на каждом этаже должно размещаться не менее двух переносных огнетушителей. Огнетушители следует располагать на видных местах вблизи от выходов из помещений на высоте не более 1,35 м. Размещение первичных средств пожаротушения в коридорах, переходах не должно препятствовать безопасной эвакуации людей.

Здание должно соответствовать требованиям пожарной безопасности, а именно, наличие охранно-пожарной сигнализации, плана эвакуации, порошковых огнетушителей с поверенным клеймом, табличек с указанием направления к запасному (эвакуационному) выходу.

В случае заморозки труб должны быть предусмотрены запасные обогреватели. Их количества и мощности должно хватать для того, чтобы работа на производстве не прекратилась. Кроме того, необходимо иметь альтернативные источники тепла, электроэнергии и транспорта.

Для предупреждения вероятности осуществления диверсии предприятие необходимо оборудовать системой видеонаблюдения, круглосуточной охраной, пропускной системой, надежной системой связи, а также исключения распространения информации о системе охраны объекта, расположении помещений и оборудования в помещениях, системах охраны, сигнализаторах, их местах установки и количестве. Должностные лица раз в полгода проводят тренировки по отработке действий на случай экстренной эвакуации.

### **3.5. Выводы и рекомендации**

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

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

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

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

#### 4. Оценка коммерческого потенциала и перспективности проведения научных исследований с позиции ресурсоэффективности и ресурсосбережения

##### 4.1. Потенциальные потребители результатов исследования

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

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

Сегментирование – это разделение покупателей на однородные группы, для каждой из которых может потребоваться определенный товар (услуга). Потенциальные потребители результатов исследования: банки, консалтинговые компании, финансовые холдинги, частные инвесторы.

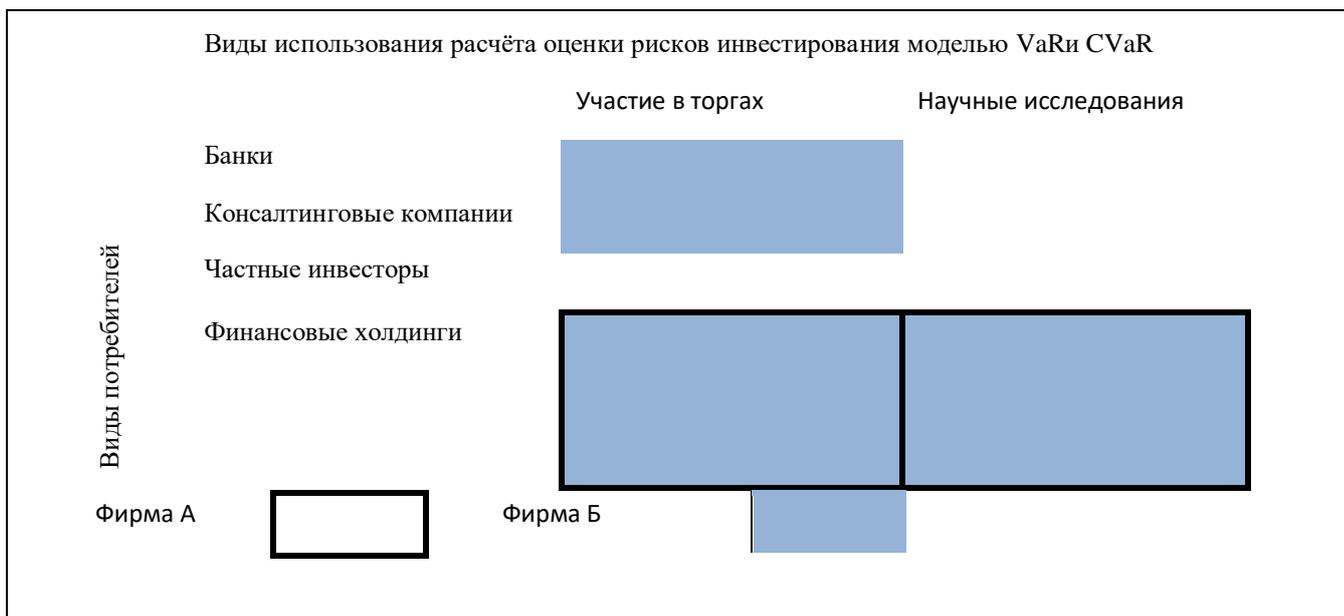


Рис. 10. Карта сегментирования рынка услуг по оценке рисков инвестирования моделью VaR и CVaR

##### 4.2. Анализ конкурентных технических решений

Детальный анализ конкурирующих разработок, существующих на рынке необходимо проводить систематически, поскольку рынки пребывают в постоянном движении. Такой анализ помогает вносить коррективы в научное

исследование, чтобы успешнее противостоять своим соперникам. Важно реалистично оценить сильные и слабые стороны разработок конкурентов.

С этой целью может быть использована вся имеющаяся информация о конкурентных разработках:

- технические характеристики разработки;
- конкурентоспособность разработки;
- уровень завершенности научного исследования (наличие макета, прототипа и т.п.);
- бюджет разработки;
- уровень проникновения на рынок;
- финансовое положение конкурентов, тенденции его изменения и т.д.

Анализ конкурентных технических решений с позиции ресурсоэффективности и ресурсосбережения позволяет провести оценку сравнительной эффективности научной разработки и определить направления для ее будущего повышения.

В ходе проведения исследований строится математическая модель оценки рисков VaR и CVaR с помощью нейронных сетей (обозначим через  $\Phi$ ). Показатель оценки рисков VaR может быть рассчитан и без использования нейронных сетей, поэтому в качестве конкурентов используем расчёт показателя с помощью Excel (конкурент  $k_1$ ) и использование экспертной оценки трейдера в качестве метода оценки рисков инвестиций (конкурент  $k_2$ ). Составим оценочную карту для сравнения конкурентных технических решений (таблица 4).

Таблица 4. Оценочная карта для сравнения конкурентных технических решений

Критерии оценки	Вес критерия	Баллы			Конкурентоспособность		
		$B_{\Phi}$	$B_{k_1}$	$B_{k_2}$	$K_{\Phi}$	$K_{k_1}$	$K_{k_2}$
1	2	3	4	5	6	7	8
Технические критерии оценки ресурсоэффективности							

Продолжение таблицы 4

1. Повышение производительности труда пользователя (увеличение скорости расчёта, возможность работать с большими объемами данных)	0,09	5	4	3	0.45	0.36	0.27
2. Удобство в эксплуатации (соответствует требованиям потребителей)	0,09	4	4	3	0.36	0.36	0.27
3. Точность вычислений	0,1	4	5	2	0.4	0.5	0.2
4. Сложность вычислений	0,08	5	4	3	0.4	0.32	0.24
5. Доступность и простота (удобный формат, возможность вывода промежуточного результата и пр.) получаемых результатов	0,1	5	5	2	0.5	0.5	0.2
6. Адекватность модели и корректность результатов	0,1	4	4	3	0.4	0.4	0.3
Экономические критерии оценки эффективности							
1. Конкурентоспособность продукта	0,09	5	5	4	0.45	0.45	0.36
2. Уровень проникновения на рынок (степень внедрения данного продукта/услуги)	0,08	4	5	5	0.32	0.4	0.4
3. Стоимость продукта/услуги	0,1	5	5	3	0.5	0.5	0.3
4. Послепродажное обслуживание (техническая поддержка программного продукта/оказание дополнительных консультационных услуг)	0,1	5	5	3	0.5	0.5	0.3
5. Срок выхода на рынок	0,07	5	5	5	0.35	0.35	0.35
Итого	1	51	51	36	4.64	4.63	3.19

Критерии для сравнения и оценки ресурсоэффективности и ресурсосбережения, приведенные в таблице, подбираются исходя из выбранных объектов сравнения с учетом их технических и экономических особенностей разработки, создания и эксплуатации.

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 1.

Анализ конкурентных технических решений определяется по формуле:

$$K = \sum V_i * B_i, \quad (35)$$

где  $K$  – конкурентоспособность научной разработки или конкурента;

$V_i$  – вес показателя (в долях единицы);

$B_i$  – балл  $i$ -го показателя.

Основываясь на знаниях о конкурентах, можно объяснить, что, не смотря на простоту построения модели в Excel, имеет более низкая скорость работы пользователя с большими массивами данных. Экспертная оценка хотя и позволяет в некоторых случаях оперативно принимать решения в ходе торгов, но основывается лишь на абстрактном для клиента опыте (т.е. слабо подкреплена фактическими результатами), не позволяет исследовать промежуточные вычисления и анализировать большой объем данных.

#### 4.3. SWOT-анализ

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

Разработанная для данного исследования матрица SWOT представлена в таблице 5.

Таблица 5. Матрица SWOT

	<b>Сильные стороны научно-исследовательского проекта</b>	<b>Слабые стороны научно-исследовательского проекта</b>
--	--	---

	<p>1. Оценка рисков при инвестировании в акции</p> <p>2. Возможность достаточно быстрой обработки большого массива исторических данных о котировках оцениваемых акций</p> <p>3. Создание нейронной сети (обучающейся модели) оценки рисков инвестирования на финансовых рынках</p>	<p>1. Отсутствие возможности 100% сходимости модели (имеется погрешность прогнозов нейронной сети при обучении)</p>
<p><b>Возможности</b></p> <p>1. Возможность получения прибыли без несения дополнительного риска</p> <p>2. Заинтересованность со стороны инвесторов в расчете коэффициентов чувствительности</p> <p>3. Возможность определения наиболее выгодного вложения</p>	<p>Благодаря тому, что в работе производится оценка рисков VaR с помощью нейронных сетей, банковские организации могут сократить трудозатраты на ручной расчет показателей рисков инвестиций в финансовые инструменты.</p>	<p>В связи с тем, что данный проекте подразумевает написание кода нейронных сетей на языке Python 3.7, банковские организации имеют возможность разработать программное обеспечение для улучшения качества обработки и осуществления вычислений за счет привлечения иных организаций.</p>
<p><b>Угрозы</b></p> <p>1.Отсутствие спроса на предлагаемые услуги</p> <p>2.Потеря финансовых средств в случае неудовлетворительного результата моделирования</p> <p>3.Появление конкурентов в данном виде услуг</p>	<p>В случае отсутствия спроса на услуги по данному направлению исследования или появления новых конкурентов проект может оказаться не рентабельным. Избежать последней проблемы возможно, если при выводе проекта на рынок подключить команду разработчиков интерфейса, которые помогут не только в корректировке (если это необходимо) модели, но и при написании пользовательского интерфейса и пр. Также необходимо</p>	<p>В связи с тем, что проведение исследований будет осуществляться на конкретном языке, есть риск потери финансовых вложений в случае недостаточного оформления пользовательского интерфейс.</p>

(использование другой ранее известной модели, создание нового метода расчёта)	провести мероприятия по продвижению продукта, поиску заинтересованных клиентов.	
---	---	--

#### 4.4. 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.

##### 1. 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 6.

Таблица 6. 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.
Банки, финансовые холдинги, частные инвесторы, трейдеры	Использование данной разработки в условиях торгов или для иных исторических данных с целью исследования быстрого анализа рисков.

Таблица 7. Цели и результаты проекта

<b>Цели проекта:</b>	Оценка финансовых рисков VaR и CVaR с помощью нейронных сетей
<b>Ожидаемые результаты проекта:</b>	Получение обучающейся нейронной сети на основе исторических данных котировок акций, прогнозирующей показатель VaR как метрику рисков.
<b>Критерии приемки результата проекта:</b>	Получение данных для оценки показателя VaR для конкретных финансовых инструментов с помощью нейронных сетей.
<b>Требования к результату проекта:</b>	Корректность результатов и их соответствие наиболее вероятному поведению показателей. Результаты должны быть представлены в доступной форме.

## 2. 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.

## 3. Ограничения и допущения проекта

Ограничения проекта – это все факторы, сдерживающие свободу участников команды в работе над данным проектом (таблица 8).

Таблица 8. Ограничения проекта

<b>Фактор</b>	<b>Ограничения/ допущения</b>
Источник финансирования	НИ ТПУ, ОЭФ
Бюджет затрат НИИ	262000
Сроки проекта	4 месяца
Дата утверждения плана управления проектом	1.02.2020
Дата завершения проекта	30.05.2020

## **4.5. 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 9.

Таблица 9. Трудозатраты участников разработки проекта

№ п/п	ФИО участника проекта	Роль в проекте	Функции	Трудозатраты, час
1	Крицкий О.Л.	Научный руководитель проекта	1. Обеспечение проекта ресурсами со стороны исполнителя. 2. Руководство и контроль за выполнением работ. 3. Регулярный анализ хода выполнения работ.	33
2	Грязнов А.Д.	Магистрант	1. Выполнение расчетов по проекту. 2. Подготовка отчета о проделанной работе.	558
Итого:				591

Календарный план проекта за вычетом выходных и праздничных дней для сотрудников, работающих по шестидневной рабочей неделе, представлен в таблице 10.

Таблица 10. Календарный план проекта

Код работы	Название	Длительность, дни	Дата начала работы	Дата окончания работы	Состав участников (ФИО исполнителей)
1	Составление и утверждение ТЗ	6	1.02.2020	7.02.2020	Крицкий О. Л. Грязнов А.Д.
2	Подбор и изучение материалов по теме	16	8.02.2020	28.02.2020	Грязнов А.Д.
3	Сбор и анализ исходных данных	4	1.03.2020	5.03.2020	Грязнов А.Д.
4	Выбор метода выполнения работы	11	6.03.2020	20.03.2020	Грязнов А.Д.
5	Календарное	7	21.03.2020	29.03.2020	Крицкий О. Л.

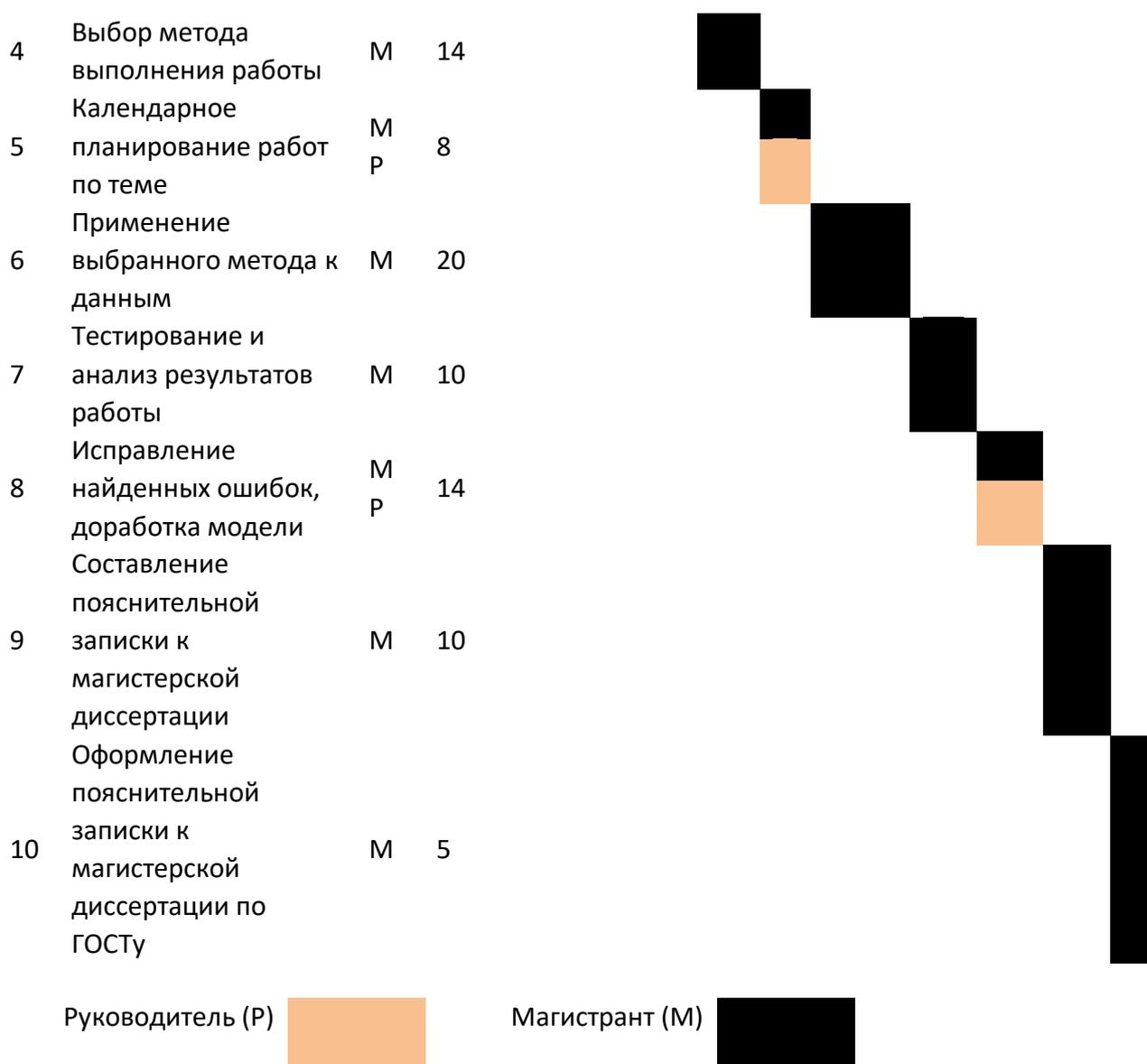
	планирование работ по теме				Грязнов А.Д.
6	Применение выбранного метода к данным	17	30.03.2020	18.04.2020	Грязнов А.Д.
7	Тестирование и анализ результатов работы	8	19.04.2020	29.04.2020	Грязнов А.Д.
8	Исправление найденных ошибок, доработка модели	9	30.04.2020	14.05.2020	Крицкий О. Л. Грязнов А.Д.
9	Составление пояснительной записки к магистерской диссертации	9	15.05.2020	25.05.2020	Грязнов А.Д.
10	Оформление пояснительной записки к магистерской диссертации по ГОСТу	5	27.05.2020	30.05.2020	Грязнов А.Д.
Итого:		92			

Диаграмма Ганта – горизонтальный ленточный график, на котором работы по теме представляются протяженными во времени отрезками, характеризующимися датами начала и окончания выполнения данных работ (таблица 11).

Таблица 11. Календарный план-график выполнения работ

Календарный план-график выполнения работ





#### 4.6. 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 следующая группировка затрат по статьям:

1. материальные затраты НТИ;
2. затраты на специальное оборудование для научных (экспериментальных) работ;
3. основная заработная плата исполнителей темы;
4. дополнительная заработная плата исполнителей темы;
5. отчисления во внебюджетные фонды (страховые отчисления);

6. затраты научные и производственные командировки;
7. контрагентные расходы;
8. накладные расходы.

В нашем случае расчет основных затрат производится только для научного руководителя, так как исполнитель является студентом, и, следовательно, со стороны ТПУ него нет затрат.

#### **4.6.1. Расчёт материальных затрат НИИ**

Данная статья отражает стоимость всех материалов, используемых при разработке проекта, включая расходы на их приобретение и доставку. Транспортные расходы принимаются в пределах 3-5% от стоимости материалов. В материальные затраты, помимо вышеуказанных, включаются дополнительно затраты на канцелярские принадлежности, диски, картриджи и т.п. Однако их учет ведется в данной статье только в том случае, если в научной организации их не включают в расходы на использование оборудования или накладные расходы.

Расчет затрат на материалы производится по форме, приведенной в таблице 12.

Таблица 12. Материальные затраты

Наименование	Единица измерения	Количество	Цена за ед., руб.	Затраты на материалы, руб.
Ноутбук Dell Vostro 14-5459	Шт	1	37000	37000
Microsoft Windows 10 Professional RU x32/x64	Шт	1	9000	9000
Пакет Microsoft Office 2019 Home and Student RU x32/x64	Шт	1	4 600	4 600
Электрoэнергия	кВт	102,3	5,8	593,34
Канцелярские	Шт	1	300	300

принадлежности				
				Итого
				51493,34

#### 4.6.2. Основная заработная плата

Величина расходов по заработной плате определяется исходя из трудоемкости выполняемых работ и действующей системы окладов и тарифных ставок. В состав основной заработной платы включается премия, выплачиваемая ежемесячно из фонда заработной платы в размере 20-30 % от тарифа или оклада.

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

$$Z_{зп} = Z_{осн} + Z_{доп}, \quad (36)$$

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:

$$Z_{осн} = Z_{дн} \cdot T_p, \quad (37)$$

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

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

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

Среднедневная заработная плата рассчитывается по формуле:

$$Z_{дн} = \frac{Z_m \cdot M}{F_d} \quad (38)$$

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

$M$  – количество месяцев работы без отпуска в течение года (при отпуске в 48 раб.дней  $M=10,4$  месяца, 6-дневная неделя);

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

Месячный должностной оклад работника:

$$Z_m = Z_{mc} \cdot (1 + k_{np} + k_{\partial}) \cdot k_p, \quad (39)$$

где  $Z_{mc}$  – заработная плата по тарифной ставке, руб.;

$k_{np}$  – премиальный коэффициент, равный 0,3 (т.е. 30% от  $Z_{mc}$ );

$k_{\partial}$  – коэффициент доплат и надбавок составляет примерно 0,2-0,5 (в НИИ

и на промышленных предприятиях – за расширение сфер обслуживания, за профессиональное мастерство, за вредные условия: 15-20 % от  $Z_{mc}$ );

$k_p$  – районный коэффициент, равный 1,3 г. Томск.

Пример расчета заработной платы для руководителя:

$$Z_m = Z_{mc} \cdot (1 + k_{np} + k_{\partial}) \cdot k_p = 33664 \cdot (1 + 0,3 + 0,2) \cdot 1,3 = 65664,8 \text{ руб.}$$

$$Z_{\partial n} = \frac{65664,8 \cdot 10,4}{251} = 2720 \text{ руб.}$$

$$Z_{осн} = Z_{\partial n} \cdot T_p = 2720 \cdot 5,5 = 14960 \text{ руб.}$$

Таблица 13. Расчёт основной заработной платы

Исполнители	$Z_{mc}$	$k_p$	$Z_m$ , руб	$Z_{\partial n}$ , руб	$T_p$ , дни	$Z_{осн}$ , руб
Руководитель	33664	1,3	65664,8	2720	5,5	14960
Магистрант	12663	1,3	24634,5	1021	93	94953
					Итого	109913

#### 4.6.3. Дополнительная заработная плата

Затраты по дополнительной заработной плате исполнителей темы учитывают величину предусмотренных Трудовым кодексом РФ доплат за отклонение от нормальных условий труда, а также выплат, связанных с обеспечением гарантий и компенсаций (при исполнении государственных и общественных обязанностей, при совмещении работы с обучением, при предоставлении ежегодного оплачиваемого отпуска и т.д.).

Расчет дополнительной заработной платы ведется по следующей формуле:

$$Z_{дон} = k_{дон} \cdot Z_{осн}, \quad (40)$$

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

Таблица 14. Расчет дополнительной заработной платы

Исполнители	Основная ЗП, руб	Дополнительная ЗП, руб
Руководитель	14960	1795
Магистрант	94953	11394
Итого		13189

#### 4.6.4. Отчисления во внебюджетные фонды

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

Величина отчислений во внебюджетные фонды определяется исходя из следующей формулы:

$$Z_{внеб} = k_{внеб} \cdot (Z_{осн} + Z_{дон}), \quad (41)$$

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

Установлен размер страховых взносов равный 27.1%. Отчисления во внебюджетные фонды представлены в таблице 15.

Таблица 15. Отчисления во внебюджетные фонды

Исполнители	Основная ЗП, руб	Сумма отчисления, руб
Руководитель	14960	4054
Магистрант	94953	25732
Итого		29786

#### 4.6.5. Накладные расходы

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

расходы, размножение материалов и т.д. Их величина определяется по следующей формуле:

$$Z_{накл} = (Z_{осн} + Z_{дон}) \cdot k_{нр}, \quad (42)$$

где  $k_{нр}$  – коэффициент, учитывающий накладные расходы (принимается равным 30%):  $Z_{накл} = 36930,6 \text{ руб.}$

Затраты на электроэнергию, потребляемую персональным компьютером 220 Вт, при среднем времени работы 5 часа в день и 93 днях работы, а также при стоимости 1 кВт = 5,8 руб. получим:

$$Z_{эл} = \text{мощность} \cdot \text{часы} \cdot \text{дни} \cdot \text{тариф}$$

$$Z_{эл} = 0,22 \cdot 5 \cdot 93 \cdot 5,8 = 593,34$$

#### 4.6.6. Формирование бюджета затрат НТИ

Рассчитанная величина затрат научно-исследовательской работы (темы) является основой для формирования бюджета затрат проекта, который при формировании договора с заказчиком защищается научной организацией в качестве нижнего предела затрат на разработку научно-технической продукции. Определение бюджета затрат на научно-исследовательский проект приведен в таблице 16.

Таблица 16. Расчет бюджета затрат НТИ

Наименование статьи	Сумма, руб.
1. Материальные затраты НТИ	51493,34
2. Затраты по основной заработной плате исполнителей темы	109913
3. Затраты по дополнительной заработной плате исполнителей темы	13189
4. Отчисления во внебюджетные фонды	29786
5. Накладные расходы	36930,6
6. Затраты на электроэнергию	593,34
8. Бюджет затрат НТИ	291965,28

#### 4.7. 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 17.

Таблица 17. Реестр рисков

№	Риск	Потенциальное воздействие	Вероятность наступления (1-5)	Влияние риска (1-5)	Уровень риска	Способы смягчения риска	Условия наступления
1	Ошибки в исторических данных	Получение заведомо неадекватного результата при корректно работающей программе	4	5	высокий	Использование достоверного источника данных	Использование 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, из которого берутся исходные формулы	Допущение ошибок при написании формул и составлении алгоритма. Использование непроверенного источника информации, следовательно, расчёт по некорректным формулам
3	Плохое техническое оснащение	Невозможность получения результатов	1	1	низкий	Установка ПО или использование иного ПК для работы	Отсутствие необходимого ПО у пользователя/несовместимость ПК с необходимым ПО

#### 4.8. Оценка сравнительной эффективности исследования

Определение эффективности происходит на основе расчета интегрального показателя эффективности научного исследования. Его нахождение связано с определением 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 соотносятся финансовые значения по всем вариантам исполнения.

Интегральный финансовый показатель разработки определяется как:

$$I_{финр}^{исп.i} = \frac{\Phi_{pi}}{\Phi_{max}}, \quad (43)$$

где  $I_{финр}^{исп.i}$  – интегральный финансовый показатель разработки;

$\Phi_{pi}$  – стоимость  $i$ -го варианта исполнения;

$\Phi_{max}$  – максимальная стоимость исполнения научно-исследовательского проекта (в т.ч. аналоги). За максимально возможную стоимость исполнения примем 300000 руб.

Полученная величина интегрального финансового показателя разработки отражает соответствующее численное увеличение бюджета затрат разработки в размах (значение больше единицы), либо соответствующее численное удешевление стоимости разработки в размах (значение меньше единицы, но больше нуля).

Интегральный показатель ресурсоэффективности вариантов исполнения объекта исследования можно определить следующим образом:

$$I_{pi} = \sum a_i \cdot b_i, \quad (44)$$

где  $I_{pi}$  – интегральный показатель ресурсоэффективности для  $i$ -го варианта исполнения разработки;

$a_i$  – весовой коэффициент  $i$ -го варианта исполнения разработки;

$a_i^a, b_i^p$  – балльная оценка  $i$ -го варианта исполнения разработки, устанавливается экспертным путем по выбранной шкале оценивания;

$n$  – число параметров сравнения.

Расчет интегрального показателя ресурсоэффективности представлен в таблице 18.

Таблица 18. Расчет интегрального показателя ресурсоэффективности

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

$$I_{p-исп.1} = 5 \cdot 0,2 + 3 \cdot 0,15 + 5 \cdot 0,25 + 4 \cdot 0,15 + 4 \cdot 0,25 = 4,3$$

$$I_{p-исп.2} = 4 \cdot 0,2 + 4 \cdot 0,15 + 5 \cdot 0,25 + 5 \cdot 0,15 + 3 \cdot 0,25 = 4,15$$

$$I_{\max} = 4,3$$

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

$$I_{исп.i} = \frac{I_{p-исп.i}}{I_{финр}}, \quad (45)$$

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:

$$\mathcal{E}_{cp} = \frac{I_{исп.i}}{I_{исп.max}}, \quad (46)$$

Сравнительная эффективность разработки представлена в таблице 19.

Таблица 19. Сравнительная эффективность разработки

№ п/п	Показатели	Проект магистранта	Проект конкурента
1	Интегральный финансовый показатель разработки	0,8	1
2	Интегральный показатель ресурсоэффективности разработки	4,3	4,15
3	Интегральный показатель эффективности	5,4	4,15
4	Сравнительная эффективность вариантов исполнения	1,25	0,96

Сравнение значений интегральных показателей эффективности позволяет понять и выбрать более эффективный вариант решения поставленной в магистерской работе технической задачи с позиции финансовой и ресурсной эффективности.

#### 4.9 Оценка абсолютной эффективности исследования

В основе проектного подхода к инвестиционной деятельности предприятия лежит принцип денежных потоков (cashflow). Особенностью является его прогнозный и долгосрочный характер, поэтому в применяемом подходе к анализу учитываются фактор времени и фактор риска. Для оценки общей экономической эффективности используются следующие основные показатели:

- чистая текущая стоимость (NPV);
- индекс доходности (PI);
- внутренняя ставка доходности (IRR);
- срок окупаемости (DPP).

Чистая текущая стоимость (NPV) – это показатель экономической эффективности инвестиционного проекта, который рассчитывается путём дисконтирования (приведения к текущей стоимости, т.е. на момент инвестирования) ожидаемых денежных потоков (как доходов, так и расходов).

Расчёт NPV осуществляется по следующей формуле:

$$NPV = \sum_{t=1}^n \frac{ЧДП_{опt}}{(1+i)^t} - I_0 \quad (47)$$

где:  $ЧДП_{opt}$  – чистые денежные поступления от операционной деятельности;

$I_0$  – разовые инвестиции, осуществляемые в нулевом году;

$t$  – номер шага расчета ( $t = 0, 1, 2 \dots n$ )

$n$  – горизонт расчета;

$i$  – ставка дисконтирования (желаемый уровень доходности инвестируемых средств).

Расчёт NPV позволяет судить о целесообразности инвестирования денежных средств. Если  $NPV > 0$ , то проект оказывается эффективным.

Расчет чистой текущей стоимости представлен в таблице 20. При расчете рентабельность проекта составляла 30 %, норма амортизации - 10 %. Бюджет проекта = 246965,28 руб. стр.4 (Операционные затраты) = Сырье + Амортизация + ФОТ (Осн.ЗП + доп.ЗП.соц.отч.)  $V_{реал.} = \text{Бюджет (себестоимость)} * 1,2; Ц = C * (1 + P/100)$

Таблица 20. Расчет чистой текущей стоимости по проекту в целом

№	Наименование показателей	Шаг расчета				
		0	1	2	3	4
1	Выручка от реализации, руб.	0	379554,86	379554,86	379554,86	379554,86
2	Итого приток, руб.	0	379554,86	379554,86	379554,86	379554,86
3	Инвестиционные издержки, руб.	-291965,28	0	0	0	0
4	Операционные затраты, руб.	0	254441,34	254441,34	254441,34	254441,34
5	Налогооблагаемая прибыль	0	125113,52	125113,52	125113,52	125113,52
6	Налоги 20 %, руб.	0	25022,7	25022,7	25022,7	25022,7
7	Итого отток, руб.	-291965,28	279464,04	279464,04	279464,04	279464,04
8	Чистая прибыль, руб.	0	100090,82	100090,82	100090,82	100090,82
9	Чистый денежный поток (ЧДП), руб.	-291965,28	150150,82	150150,82	150150,82	150150,82
10	Коэффициент дисконтирования	1	0,909	0,826	0,751	0,683

	(КД)					
11	Чистый дисконтированный доход (ЧДД), руб.	-291965,28	136500,74	124091,59	112810,53	102555,03
12	$\Sigma$ ЧДД	475957,89				
12	Итого NPV, руб.	183992,61				

Коэффициент дисконтирования рассчитан по формуле:

$$КД = \frac{1}{(1+i)^t} \quad (48)$$

где: –ставка дисконтирования, 10 %;

$t$  – шаг расчета.

Таким образом, чистая текущая стоимость по проекту в целом составляет 183992,61 рублей, что позволяет судить об его эффективности.

Индекс доходности (PI) – показатель эффективности инвестиции, представляющий собой отношение дисконтированных доходов к размеру инвестиционного капитала. Данный показатель позволяет определить инвестиционную эффективность вложений в данный проект. Индекс доходности рассчитывается по формуле:

$$PI = \sum_{t=1}^n \frac{ЧДП_t}{(1+i)^t} / I_0 \quad (49)$$

где: ЧДД - чистый денежный поток, руб.;

$I_0$ – начальный инвестиционный капитал, руб.

$$PI = 475957,89 / 291965,28 = 1,63$$

Так как  $PI > 1$ , то проект является эффективным.

Значение ставки, при которой NPV обращается в нуль, носит название «внутренней ставки доходности» или IRR. Формальное определение «внутренней ставки доходности» заключается в том, что это та ставка дисконтирования, при которой суммы дисконтированных притоков денежных средств равны сумме дисконтированных оттоков или  $NPV = 0$ . По разности между IRR и ставкой дисконтирования  $i$  можно судить о запасе

экономической прочности инвестиционного проекта. Чем ближе IRR к ставке дисконтирования  $i$ , тем больше риск от инвестирования в данный проект.

$$\sum_{t=1}^n \frac{ЧДП_{opt}}{(1+IRR)^t} = \sum_{t=0}^n \frac{I_t}{(1+IRR)^t} \quad (50)$$

Между чистой текущей стоимостью (NPV) и ставкой дисконтирования ( $i$ ) существует обратная зависимость. Эта зависимость представлена в таблице 21 и на рисунке 1.

Таблица 21. Зависимость NPV от ставки дисконтирования

№	Наименование показателя	0	1	2	3	4	NPV, руб.
1	Чистые денежные потоки, руб.	-291965,28	150150,82	150150,82	150150,82	150150,82	
2	Коэффициент дисконтирования						
	0,1	1	0,909	0,826	0,751	0,683	
	0,2	1	0,833	0,694	0,578	0,482	
	0,3	1	0,769	0,592	0,455	0,350	
	0,4	1	0,714	0,510	0,364	0,260	
	0,5	1	0,667	0,444	0,295	0,198	
	0,6	1	0,625	0,390	0,244	0,153	
	0,7	1	0,588	0,335	0,203	0,112	
	0,8	1	0,556	0,309	0,171	0,095	
	0,9	1	0,526	0,277	0,146	0,077	
	1	1	0,500	0,250	0,125	0,062	
3	Дисконтированный денежный доход, руб.						
	0,1	-291965,28	136500,74	124091,59	112810,53	102555,03	183992,61

	0,2	-291965,28	125125,68	104271,40	86892,84	72410,70	96735,33
	0,3	-291965,28	115500,63	88846,64	68343,57	52571,98	33297,53
	0,4	-291965,28	107250,59	76607,56	54719,69	39085,49	-14301,95
	0,5	-291965,28	100100,55	66733,70	44489,13	29659,42	-50982,48
	0,6	-291965,28	93844,26	58652,66	36657,91	22911,20	-79899,24
	0,7	-291965,28	88324,01	51955,31	30561,94	17977,61	-103146,41
	0,8	-291965,28	83417,12	46342,85	25746,03	14303,35	-122155,94
	0,9	-291965,28	79026,75	41593,02	21891,07	11521,61	-137932,83
	1,0	-291965,28	75075,41	37537,7	18768,85	9384,43	-151198,88

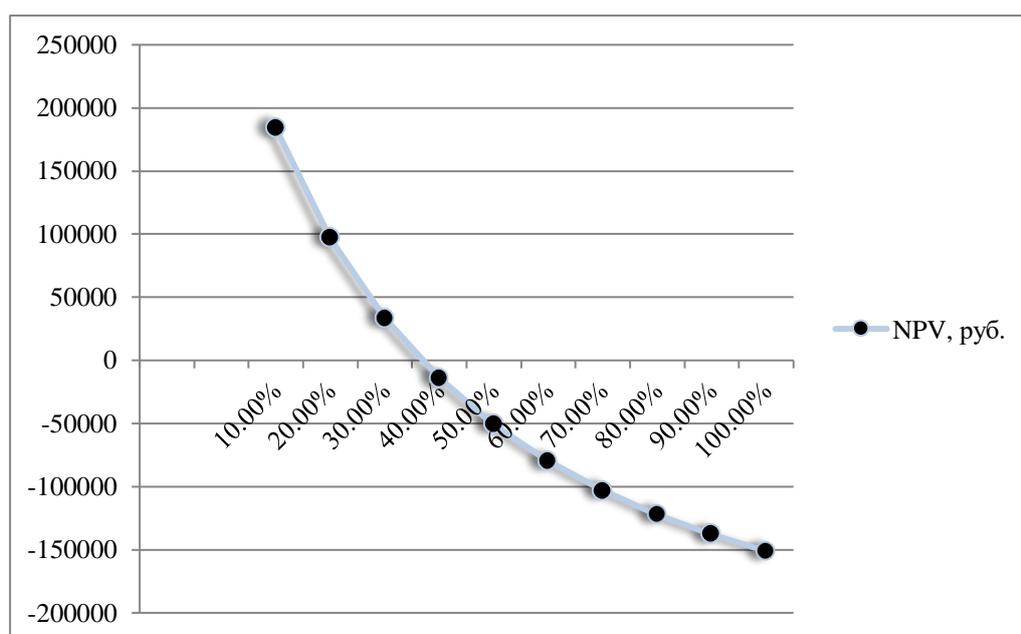


Рисунок 11. Зависимость NPV от ставки дисконтирования

Из таблицы и графика следует, что по мере роста ставки дисконтирования чистая текущая стоимость уменьшается, становясь отрицательной. Значение ставки, при которой NPV обращается в нуль, носит название «внутренней ставки доходности» или «внутренней нормы прибыли». Из графика получаем, что IRR составляет 0,38.

Запас экономической прочности проекта:  $38\% - 10\% = 28\%$ .

Как отмечалось ранее, одним из недостатков показателя простого срока окупаемости является игнорирование в процессе его расчета разной ценности денег во времени.

Этот недостаток устраняется путем определения дисконтированного срока окупаемости. То есть это время, за которое денежные средства должны совершить оборот.

Наиболее приемлемым методом установления дисконтированного срока окупаемости является расчет кумулятивного (нарастающим итогом) денежного потока (таблица 22).

Таблица 22. Дисконтированный срок окупаемости

№	Наименование показателя	Шаг расчета				
		0	1	2	3	4
1	Дисконтированный денежный доход ( $i=0,035$ ), руб.	-291965,28	136500,74	124091,59	112810,53	102555,03
2	То же нарастающим итогом, руб.	-291965,28	-155464,54	-31375,95	81437,58	183992,61
3	Дисконтированный срок окупаемости	$PP_{диск} = 2 + (31375,95 / 112810,53) = 2,65$ года				

Социальная эффективность научного проекта (таблица 23) учитывает социально-экономические последствия осуществления научного проекта для общества в целом или отдельных категорий населения или групп лиц, в том числе как непосредственные результаты проекта, так и «внешние» результаты в смежных секторах экономики: социальные, экологические и иные внеэкономические эффекты.

Таблица 23. Критерии социальной эффективности

ДО	ПОСЛЕ
Нерациональное использование временных ресурсов пользователя	Повышение производительности труда пользователя (увеличение скорости расчёта, возможность работать с большими объемами данных)

Потенциальные риски допущения ошибок при математическом расчете модели	Усовершенствование в использовании ПО, исключение риска потенциальных ошибок при математическом расчете модели
--	--

#### **4.10. Выводы**

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

Во-первых, оценен коммерческий потенциал и перспективность проведения исследования. Полученные результаты говорят о потенциале и перспективности на уровне выше среднего.

Во-вторых, проведено планирование НИР, а именно: определена структура и календарный план работы, трудоемкость и бюджет НИИ. Результаты соответствуют требованиям к магистерским диссертациям по срокам и иным параметрам.

В-третьих, определена эффективность исследования в разрезах ресурсной, финансовой, бюджетной, социальной и экономической эффективности.

## **Заключение**

В результате выполненной работы получены следующие основные результаты:

1. методом исторического моделирования были рассчитаны показатели VaR для портфеля акций Dow Jones за период с 2018 года;
2. была построена многослойная нейронная сеть с сигмоидной активационной функцией, программная реализация написана на языке Python 3.7;
3. правильность обучения нейронной сети была проверена методом кросс-валидации. Кроме этого, были рассчитаны средние и медианные ошибки прогнозов сети. Показано, что по всем акциям индекса Dow Jones ошибка не превосходит 1,5% в равномерной норме.

## Список использованных источников

1. Hull J. Options, Futures, and Other Derivatives. New Jersey: Prentice-Hall, Saddle River, 2009. 7th edition. 815 p.
2. VaR и стресс-тесты - основные механизмы измерения рыночных рисков [Электронный ресурс]. URL: <https://www.cfin.ru/finanalysis/risk/VaR.shtml> (Дата обращения: 20.01.2020)
3. Энциклопедия финансового риск-менеджмента/ Под ред. А.А. Лобанова, А.В. Чугунова. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Альпина Бизнес Букс, 2005. – 878 с.
4. Современные методы расчета величины Value at Risk при оценке рыночных рисков / И.И. Дробыш // Федеральное государственное учреждение «Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук», г. Москва, Россия
5. Определение многомерного финансового риска портфеля акций / О.Л. Крицкий, М.К. Ульянова // «Прикладная эконометрика»
6. Финансовые рынки. Нейронные сети, хаос и нелинейная динамика / В. И. Ширяев – М, Книжный дом «ЛИБЕРОКОМ». – 2008. – 230 с.
7. Касимоф Ю.Ф. Основы теории оптимального портфеля ценных бумаг. – М.: Филинь, 1998. – 609 с.
8. Голембиовский Д.Ю. Решение задач оптимизации портфеля финансовых инструментов/ Теория системы и управления. – М. : 2001. – 544 с.
9. Conditional Value at Risk (CVaR) [Электронный ресурс]. URL: [https://www.investopedia.com/terms/c/conditional\\_value\\_at\\_risk.asp](https://www.investopedia.com/terms/c/conditional_value_at_risk.asp) (Дата обращения: 10.05.2020)
10. Нейронные сети. Часть 1 [Электронный ресурс]. URL: <https://habr.com/ru/post/312450/> (Дата обращения: 05.05.2020)

11. Пишем свою нейросеть: пошаговое руководство [Электронный ресурс]. URL: <https://proglib.io/p/neural-nets-guide/> (Дата обращения: 27.05.2020)
12. Что такое кросс-валидация [Электронный ресурс]. URL: <http://datascientist.one/cross-validation/> (Дата обращения: 25.04.2020)
13. Финам.ru [электронный ресурс]. URL: <https://www.finam.ru/> (дата обращения: 20.04.2020).
14. MATLAB and Simulink for Technical Computing (содержащий описание, документацию и обучающие материалы) [электронный ресурс]. URL: <http://www.mathworks.com> (дата обращения: 17.04.20).
15. Wolfram Mathematica: Modern Technical Computing (официальный ресурс, содержащий описание, документацию и обучающие материалы) [электронный ресурс]. URL: <https://www.wolfram.com/mathematica/> (дата обращения: 15.04.20).
16. Microsoft Excel (официальный ресурс, содержащий описание, документацию и обучающие материалы) [электронный ресурс]. URL: <https://products.office.com/ru-ru/excel> (дата обращения: 17.04.20).
17. STATISTICA (официальный ресурс, содержащий описание, документацию и обучающие материалы) [электронный ресурс]. URL: <https://statsoft.ru> (дата обращения: 15.04.20).
18. PTC Mathcad (официальный ресурс, содержащий описание, документацию и обучающие материалы) [электронный ресурс]. URL: <https://www.ptc.com/ru/products/mathcad> (дата обращения: 10.04.20).
19. СанПиН 2.2.2/2.4.1.1340-03 «Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы».
20. СанПиН 2.2.4.548-96 «Гигиенические требования к микроклимату производственных помещений».

21. СанПиН 2.2.1/2.1.1.1278-03 «Гигиенические требования к естественному, искусственному и совмещенному освещению жилых и общественных зданий».

22. СанПиН 2.2.4/2.1.8.10-32-2002 «Шум на рабочих местах, в помещениях жилых, общественных зданий и на территории жилой застройки».

23. СанПиН 2.2.2.542-96 «Гигиенические требования к видеодисплейным терминалам, персональным электронно-вычислительным машинам и организации работ».

24. СанПиН 2.2.4.1191-03 «Электромагнитные поля в производственных условиях».

## Приложение 1

## Приложение II

(Справочное)

### VaR and CVaR financial risk assessment for Dow Jones stocks using neural networks

Студент:

<b>Группа</b>	<b>ФИО</b>	<b>Подпись</b>	<b>Дата</b>
0BM82	Грязнов Алексей Дмитриевич		

Руководитель ВКР:

<b>Должность</b>	<b>ФИО</b>	<b>Ученая степень, звание</b>	<b>Подпись</b>	<b>Дата</b>
Доцент	Крицкий Олег Леонидович	Кандидат ф-м. наук, доцент		

Консультант-лингвист отделения иностранных языков ШБИП:

<b>Должность</b>	<b>ФИО</b>	<b>Ученая степень, звание</b>	<b>Подпись</b>	<b>Дата</b>
Старший преподаватель	Маркова Наталия Александровна	-		

## **Introduction**

Rationale. Many companies and analysts of various financial institutions, including the Central Bank of the Russian Federation, are taken on the task of the problem of minimizing risks. In particular, the issue is regularly covered by The Bank of Russia as part of the financial market risk review.

The purpose of the master's thesis is to study the risk assessment of investments in financial markets using VaR and CVaR indicators and neural networks.

The purpose statement should answer the following questions:

1. To conduct analytical review of existing methods and algorithms related to the research purpose.
2. To create a selection of source data.
3. To build a risk forecast using the historical modeling method with the VaR model.
4. To make a forecast of possible investment risks using the VaR model and CVaR model.
5. To build a neural network model for the VaR mathematical model.
6. To analyze the obtained results.

### **1. The theory**

#### **1.1. Overview of existing methods and algorithms related to the research purpose.**

Over the past decades, the world economy has regularly been caught in the maelstrom of financial crises in 1987, 1997, and 2008 that almost led to the collapse of the existing financial system. Therefore, leading experts have begun to develop methods to control the uncertainty prevailing in the financial world. The Nobel prizes of recent years (received for the black-Scholes model, VaR, etc.) clearly show a tendency to mathematical modeling of economic processes, attempts to predict market behavior and assess its stability.

So, what is the risk? Risk is uncertainty in the occurrence of losses. Risks generally are divided in two categories: operational risks and financial risks.

Operational risk is the risk associated with the possibility of unforeseen losses due to technical errors, personnel actions, etc.

Financial risk is the risk that a company is exposed to due to its dependence on market factors such as interest rates, exchange rates, and commodity prices. It is worth to emphasize that there is always a risk, since the risk of an entity in the financial market is the uncertainty of its financial results in the future, due to the uncertainty of this future. There are the following types of financial risks: market risk, credit risk, liquidity risk, and systemic risk, but market risk is central to economic activity. [3]

Market risk is the risk of losses due to changes in market prices. This is the risk of market parameters changing, such as interest rates, currency rates, stock or commodity prices, the correlation between different market parameters, and the variability (volatility) of these parameters.

Many companies and analysts of various financial institutions, including the Central Bank of the Russian Federation, are taken on the task of the problem of minimizing risks. In particular, the issue is regularly covered by The Bank of Russia as part of the financial market risk review.

Currently, VaR financial risk assessments are widely used, which represent the maximum possible amount of losses on an open position that will not be exceeded for a certain period of time with a given degree of risk.

If the analyzed factors are divided in primary and secondary, it will be possible to find many of both in business. Not everyone knows all of them. Therefore, in the early 1990s, the management of J. P. Morgan Bank gave "risk takers " the task of finding a format to understand easily and that would aggregate and unify primary and secondary risks in different areas of business. This is how the Value-at-Risk assessment, better known as VaR, came into being. Today, it is a standard risk control tool. [2]

An explanation of VaR that an economist can understand can be formulated as follows: an estimate of the risk amount that will not exceed the expected losses over a given period of time with a given probability. In fact, VaR characterizes the

loss of the portfolio for a given period, if an adverse event occurs. "Adverse events" are understood as various types of force majeure, such as crises, changes in legislation, natural disasters, and other factors that may affect the level of volatility in the market. As a time horizon is chosen one, five or ten days, as more forecasts for a longer period will be more conditional. The level of acceptable risk (in fact, the confidence interval) is assumed to be 95% or 99%. The currency is fixed for measuring losses. Calculating the value, it is assumed that the market will behave in a "normal" way.

This problem is covered by John C. in the work "Options, futures and other derivative financial instruments". In this book, the author examines existing methods for evaluating and minimizing financial markets, including the Value-at-Risk model, where he shows existing approaches to modeling such as: historical modeling, quantitative, Monte Carlo, etc.

VaR calculation methods can be divided into four categories: nonparametric, parametric, semi-parametric, and extreme value methods. Traditional methods include: Delta-normal, historical modeling, and Monte Carlo modeling. The implementation of the Delta-normal method is based on a number of assumptions: the returns of risk factors are distributed according to the normal law. The portfolio's return is represented by a linear combination of the underlying returns of risk factors and has a normal distribution.

For a standard asset the VaR in monetary terms is calculated as:

$$\text{VaR}_{\gamma,t+1}^{\text{monetary}} = P_t \cdot (\mu_{t+1} + k_{1-\gamma}\sigma_{t+1}) \quad (1),$$

where:

$P_t$  is current value of assets;

$\mu_{t+1}$  is conditional mathematical expectation of one-day return on assets;

$\sigma_{t+1}$  is estimation of the conditional standard deviation of the one-day return on assets;

$k_{1-\gamma}$  is the fractile of order  $(1 - \gamma)$  for a standard normal distribution. [4]

Investigations of more complex volatility models were carried out in the

area of the GARCH family of models. In 1982, R. Engle developed a model of autoregressive conditional heteroscedasticity (ARCH). He suggested that the variance of a random error depends on previously implemented random error squares. The ARCH model can reflect changes in return volatility over time and its clustering, as well as heavy distribution tails. In the future, T. Bollerslev proposed a model of generalized Autoregressive conditional heteroscedasticity (GARCH). In the GARCH model, the current conditional variance of a random error depends not only on the squares of random errors, but also on the previous values of their variances. In the traditional GARCH model, positive and negative shocks having the same magnitude produce an equal amount of dispersion. Subsequently, GARCH model specifications were developed accounting asymmetric effects when positive and negative perturbations of the same magnitude have different effects on future volatility: the asymmetric GARCH Model – AGARCH, EGARCH model, threshold GARCH model-TGARCH, nonlinear GARCH Model-NGARCH, Glosten – Jagannathan – Runkle GARCH model-GJR-GARCH, quadratic GARCH model-QGARCH and others.

In 1998, D. Hull and A. White developed the volatility-weighted historical modeling method, or the Hull-White method, which combines the historical modeling method and improved volatility schemes of parametric methods, taking into account modern information to a greater extent. Let the volatility of the asset return estimated per a day  $s-1$  be equal to  $\sigma_{s-1}$ ; fix day  $t$ , the value of VaR is estimated for the next day  $t + 1$  as:

$$\text{VaR}_{\gamma,t+1}^{\text{monetary}} = P_t \cdot k_{1-\gamma}^{\text{EMPI}}(r^*) \quad (2)$$

$P_t$  is current value of assets;

$k_{1-\gamma}^{\text{EMPI}}(r^*)$  is the fractile of order  $(1 - \gamma)$  the distribution function of the data  $\frac{\sigma_{t+1}}{\sigma_{t+1-s}}$ ,  $s \in [1; T]$ ,  $s \in [1; T]$

$r$  is the observable one-day return; the standard deviation of returns  $\sigma$  is estimated using the EWMA or GARCH model.

In 1999, J. Barone-Adesi proposed a method for filtered historical

modeling. VaR calculation method is:

the selection of the volatility model for a number of empirical returns. The creators recommended using asymmetric GARCH models;

the obtaining surplus series of empirical returns (subtracting from the initial number of empirical returns the values of the relative mathematical returns expectation);

surplus series standardization of empirical returns;

modeling with bootstrap support, which includes: implementing a selection with the return of the purchased data set and creating a large number of new sets; calculating the value of VaR returns for each of the new sets based on: estimating the relative forecast mathematical expectation of returns, the fractile at a given confidence level for dispersing the acquired simulated data, estimating the relative forecast normal difference in returns (based on the volatility model); discussion of the dispersing function with the acquired VaR values, selection of the fractile for this confidence value.

Thus, there are many different approaches to minimize and predict risks in financial markets, including using various modifications of the VaR model. Nowadays, the issue of risk assessment and minimization remains relevant, especially in connection with the destabilizing factors of the current market situation, which cause increased volatility of financial market indicators.

## **1.2. Overview of existing methods and algorithms related to the research purpose.**

### **1.2.1. Value-at-Risk (VaR)**

VaR may be a regulatory necessity, but it must also be accurate for stability. It means that VaR should be easily applied and passed on. These are the main reasons why many investment companies are still practicing them.

The historical approach is one of the most easily implemented and easy to handle, although it does not take into account the presence of heavy tails.

If two of the most important VaR estimation parameters, the length of the historical data period and the confidence level are not set correctly, the VaR

estimates will be inaccurate. Input data can cause significant differences in VaR estimates for the same days when different historical VaR approaches are functional (equal and exponential moving average, historical modeling), whereas the differences between different historical VaR approaches can be significantly greater.

Since the mid-90s of the twentieth century, the "Value at Risk" (VaR) method has become widely used for quantitative measurement of market risk. It allowed unifying approaches to the quantitative assessment of market risk.

In banks, there is a distinction between "profit centers" and "cost centers". Profit centers earn money for the Bank, so they manage resources and the successful employees. The OTC derivatives market was growing rapidly, and mathematical skills were needed to develop pricing and hedging strategies. Derivatives' trading was the center of profit, while there was no financial risk management. The risk assessment work was not always, but often assigned to junior analysts or managers. Most of these people lacked mathematical skills. They encountered concepts such as random vectors, statistical estimates, standard error, or reduced variance. But the historical modeling was different. This method did not involve complex mathematics. It seemed that anyone could understand and implement the methodology.

The need to measure risk has been documented since 1922, when New York stock exchange introduced capital requirements for the member companies. However, according to Holton, the first rough measure of VaR was published by Leavens. In the following years, the development of VaR that is worth paying attention to is the development of JP Morgan called Risk Metrics, as an attempt to standardize the VaR evaluation process, which has increased the value of VaR not only for practitioners, but also for regulators (Basel Committee on banking supervision, European VaR Directive (CESR / 10-788, ESMA / 2011/2012, ESMA / 2012/832)). Since then, the VaR measure has attracted the attention of many academics, financial analysts, and regulators.

In this work, the calculation of VaR values will be performed by historical

modeling.

The fundamental assumption of the historical modeling methodology is that the forecast is based on the past results of the portfolio. Then the assumption is made that the past is a good indicator of the near future.

The algorithm below illustrates the straightforwardness of this methodology. This is called a full valuation, because it will re-evaluate the assets and portfolio after each creation of forecast. It differs from the local estimation method, which uses only information about the initial price to output the VaR.

The first step is setting a time interval, and then calculating the return on each asset between two consecutive time periods.

The work will use a daily time interval to calculate risks. It would be capable to use a monthly one if the VaR of a portfolio invested in alternative investments (hedge funds, private equity, venture capital, and real estate) is calculated, where the reporting period is either monthly or quarterly.

Historical VaR modeling requires a large amount of historical data to get a meaningful VaR, so the historical data in the work will be considered for the last full 2 years.

After calculating the profit/loss of all assets from the first day to the first day of the considered time period (two years consists of 503 business days), suggesting that these scenarios occur next day with the same probability. For example, starting by analyzing the profit/loss of each asset yesterday and practicing returns to the value of assets today gives new values for all these assets and therefore a new value for the portfolio.

Then, it's time to back to two days ago. Returns calculated for each asset on that day are occurred presumably tomorrow with the same probability as the returns that occurred yesterday. Then, each asset is re-evaluated with these new price changes and the portfolio.

After using these price changes to assets 503 times, 503 modeled values for the portfolio and, consequently, profit and loss are got.

Since VaR calculates the worst expected losses over a given time interval

at a given confidence level under normal market conditions, it needs to sort these 503 values from lowest to highest, since VaR focuses on the tail of the distribution.

The last step is to determine the interested trust level. For instance, choose 95%. It's possible to read the corresponding value in a series of sorted simulated gains and losses portfolio with the desired confidence level, and then to remove it from the average value of the series of simulated gains and losses.

In other words, the VaR at a confidence level of 95% is the average value of modeled gains and losses minus the minimum value of 5% in the series of modeled values.

### **1.2.2. Conditional Value-at-Risk (CVaR)**

The Conditional Value at Risk (CVaR) is a risk assessment measure that quantifies the amount of tail risk in an investment portfolio. This indicator is determined by taking the weighted average value of "extreme" losses in the distribution tail of possible income beyond the threshold value of the risk value (VaR).

Generally speaking, if an investment has shown stability over time, then the amount of risk may be sufficient to manage the risk in the portfolio containing that investment. However, the less stable the investment, the more likely the VaR will not give the full picture, since it does not take into account risks beyond the thresholds.

While VaR represents a loss in the worst case, related to probability and time horizon, CVaR is the expected loss weather this threshold for the worst case is ever exceeded. In other words, CVaR quantifies the expected losses that occur outside the VaR checkpoint.

Since CVaR values are derived from the calculation of the VaR, assumptions are based on them, such as the form of income distribution, the "cutoff" level used, the frequency of data, and assumptions about stochastic volatility.

$$CVaR_i^Y = E\{Y_{it}, Y_{it} < VaR_i^t\} \quad (3)$$

Safer investments, such as large investment grade bonds, rarely exceed the

VaR threshold. More volatile asset classes, such as emerging market stocks or derivatives, can exhibit CVaR many times more than VaR. However, investments with the greatest growth potential have the greatest risks.

There are many examples in history, such as long-term capital management, depended on VaR to measure the risk profile, but still managed to crush itself by not properly accounting for losses that exceeded the VaR model's forecast. In this case, CVaR would focus the hedge fund on the actual risk, rather than the VaR limit. In the field of financial modeling, there is often a debate about VaR versus CVaR for effective risk management.

### **1.3. A neural network model**

#### **1.3.1. Neural networks. Basic concept.**

A neural network is a sequence of neurons connected by synapses. The structure of a neural network came to the programming world straight from biology. Thanks to this structure, the machine acquires the ability to learn and trace even quite complex patterns. Neural networks are also able not only to analyze incoming information, but also to reproduce it from their memory.

The main areas of neural networks application are solving the following problems:

Classification is the distribution of data in the parameters. For example, the input gives a set of survey results for potential customers and results in terms of purchasing the product (whether the product was purchased or not). Firstly, it's necessary to decide whether the sales manager should pay attention to the customer based on the results of the survey or just be polite. This work can be done by a neural network, analyzing the retorts of the respondent in the questionnaire and comparing them with previous results.

Prediction is ability to forecast the next step. For example, stock quotes based on the stock market situation.

Recognition is the ability, for example, to identify an image in a drawing or photo based on the location of pixels.

A neuron is a unit of the network receiving a signal (input data) based on

the specified parameters, performing computational actions with them and transmitting them either to the next layer or to the output.

Two neurons are connected by weights (synapses). Through these connections, input information is transmitted and changed from one neuron to another. Suppose, there are 3 neurons (2 neurons in the hidden layer and 1 neuron in the output layer) transmit information to the next one. There are 3 weights corresponding to each of these neurons. In fact, the set of weights of a neural network or the matrix of weights is a kind of brain of the entire system. Thanks to these scales the input information is processed and turned into a result.

Any neuron consists of a summation and activation function, due to them the neuron works and attempts to predict certain data. Currently, there is a wide range of activation functions. There are the most common: Linear, Sigmoid (Logistic), and Hyperbolic tangent. Their main differences are the range of values.

Perceptron (p) and feed forward neural networks (FF or FN) are straight: lining networks that transmit information from input to output. In neural networks all neurons are collected in layers that consist of input, hidden, or output cells. Cells of one layer are not connected to each other, but neighboring layers are completely connected.

A multi-layer perceptron (MLP) is a deep artificial neural network with more than one perceptron. It usually consists of an input layer for receiving the signal, an output layer that makes a decision or predicts the input signal. Between the two an arbitrary number of hidden layers, are the true MLP computing mechanism. An MLP with a single hidden layer can approximate any continuous function.

Multilayer perceptrons are used for controlled learning tasks: They are trained on a set of input-output pairs and learn to model the correlation (or dependencies) between these inputs and outputs. The training includes the setting of parameters or the weights and offsets of the model to minimize errors. Reverse propagation is used to correct weights and offsets relative to the error, and the error can be measured in various ways, including the standard error (RMSE).

Direct communication networks such as MLP are similar to tennis or ping-pong. They mostly participate in two movements, constant back and forth. You can think of this ping-pong of guesses and answers as some kind of accelerated science, since each guess is a test of what we know, and each answer is a feedback loop that lets us know how wrong we are.

On a forward pass, the signal flow moves from the input layer through the hidden layers to the output layer, and the output layer solution is measured relative to the truth labels.

The activation function of a linear neuron has the following form:

$$f(x, w, b) = \begin{cases} 1, & \text{если } \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + b > 0 \\ 0, & \text{если } \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + b \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

$f(x, w, b)$  is network response;

$x_i$  is input data vector;

$w_i$  is vector of weights;

$b$  is offset.

Figure 1 shows the activation function of a linear neuron. From Figure 1, the function has a break at point (0). Thus, a linear neuron of either (1) or (0) type and, accordingly, a linear neuron gives a zero value when differentiating, which means that, the gradient descent method for estimating the network forecast error is not applicable.

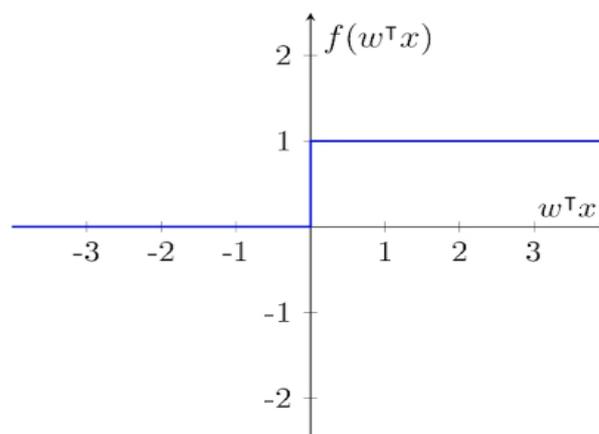


Figure 1. The activation function graph of a linear neuron

The next type of activation function is sigmoid, it has the following formula:

$$f(x, w, b) = \sigma(w \cdot x + b) \quad (5)$$

where  $f(x, w, b)$  is network response;

$x_i$  is input data vector;

$w_i$  is vector of weights;

$b$  is offset.

$\sigma$  is logistic function:

$$\sigma = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

This function accepts real number at the input on an arbitrary, and gives a real number in the range from 0 to 1 at the output. In particular, large (modulo) negative numbers turn into zero, and large positive numbers turn into 1. Historically, the sigmoid has been widely used, since its output is well interpreted as the level of neuron activation: from no activation (0) to fully saturated activation (1).

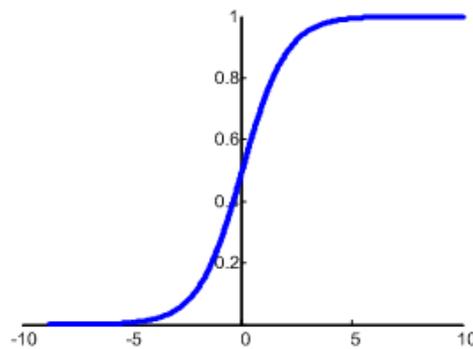


Figure 2. The activation function graph of a sigmoid neuron

Unlike a linear neuron, a sigmoid gives out the probability of a particular response for a forecast. In addition, the activation function is differentiable and the method for estimating network error using the gradient descent method.

Another type of neuron activation function is the hyperbolic tangent. This type of activation is usually used in cases where the values can be either negative or positive, since the range of the function is  $[-1, 1]$ .

$$f(x, w, b) = \tanh(w \cdot x + b) \quad (7)$$

где  $f(x, w, b)$  is network response;

$x_i$  is input data vector;

$w_i$  is vector of weights;

$b$  is offset.

$\tanh$  is hyperbolic tangent

$$\tanh = \frac{e^x + e^{-x}}{e^x - e^{-x}}$$

There are many other activation functions of neurons, such as ReLu, Softplus and others. However, the sigmoid function will be sufficient for this work.

### 1.3.2. A multilayer perceptron. Types and key concepts.

A multi-layer perceptron is a neural network consisting of layers, each of them consists of elements-neurons (more precisely, their models). These elements are of three types: sensory (input, S), associative (trainable "hidden" layers, A), and reactive (output, R). This type of perceptron is not called multi-layer because it consists of several layers. The input and output layers can be omitted from the code at all, because it contains several (usually no more than two or three) trainable (A) layers.

A multi-layer neural network can model a function of almost any degree of complexity, with the number of layers. The number of elements in each layer determines the complexity of the function. Determining the number of intermediate layers and the number of elements in them is an important design issue.

Among multi-layer neural networks, there are four most significant and important classes of neural networks:

- direct propagation networks, when all connections are directed strictly from input neurons to output neurons;
- recompetitive neural networks (back propagation networks), when the signal in such networks from output neurons or hidden layer neurons is partially transmitted back to the input layer neurons inputs;
- radial basis functions are a type of multi-layer neural network that has

a hidden layer of radial elements and an output layer of linear elements. This type of network has features: one hidden layer, only the neurons of the hidden layer have a nonlinear activation function and the weights of the input and hidden layers are equal to 1;

- self-organizing maps or the Kohonen network is the class of multi-layer neural networks that usually taught without a teacher and is successfully used in recognition tasks. Networks of this class can detect novelty in input data: if, after training, the network encounters a set of data (that is different from any known sample), it will not be able to classify such a set. The Kohonen network has only two layers: an input layer and an output layer made up of radial elements.

### **1.3.3. Network error and methods of minimizing them.**

What is it required for correct task decisions of the network? The answer is simple: the network must be taught to solve the necessary type of tasks. There are a number of methods for training a neural network. There are the main 3 types: Backpropagation, Resilient propagation, Genetic Algorithm.

In this work, the method of reverse propagation of the error will be considered. It will be applied for building the VaR model network. The implementation of the reverse propagation method uses the gradient descent method. This is a way to find the minimum or maximum of a function by moving along the "canvas" of the function. What is a gradient and what role is in the neural network? The next graph is illustrated, where the values of the neuron weight are on the x-axis, and the neuron error corresponding to this weight is on the y-axis.

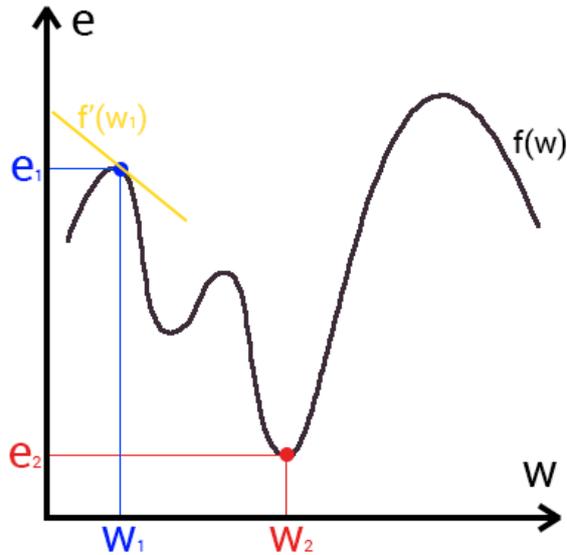


Figure 3. Dependence of the neural network error on the selected weight

The function  $f(w)$  is a dependency of the error on the selected weight. In this graph, the global minimum, in this case, is the point  $(w_2, e_2)$  (i.e. the closest approximation to the x-axis, which characterizes the smallest error, and therefore the most correct response of the neuron). To find such a point, use the gradient descent method (yellow color on the graph indicates the gradient). Accordingly, each weight in the neural network will have its own graph and gradient, and each one must find a global minimum.

So what is this gradient? A gradient is a vector that determines the slope's steepness and indicates the direction relative to any of the points on the surface or graph. To find the gradient, take the derivative of the graph for this point (as shown on the graph). The direction of movement along the gradient will depend on the choice of a point on the graph, either in the direction or against it.

Then, it's necessary to consider how the gradient is calculated. In vector form, the gradient is calculated as a first-order partial derivative of the I-th weight objective function:

$$\nabla J = \begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial w_1} \\ \dots \\ \frac{\partial J}{\partial w_m} \end{bmatrix} \quad (8)$$

The next chapter will be how the neural network can properly train and

make the right decisions. First, you need to go forward through all the layers before the network forecast is released. This is called forward pass or information is processed and transmitted sequentially from the input neurons to the output ones. After that, the error of the received responses is calculated and, based on it. Then make a reverse transfer, which consists in sequentially correcting the weights of the neural network, starting with the weights of the output neuron. The value of the weights will change in the direction that will give the best result.

The output neuron error is calculated as follows:

$$\delta_0 = (y - \hat{y}) \cdot f'(x) \quad (9)$$

where

$\delta_0$  is error estimation of the output layer network;

$y$  is correct answer;

$\hat{y}$  is response of a neural network;

$f'(x)$  is derivative of the objective function.

The difference between the correct response and the neural network response is calculated and multiplied by the derivative of the activation function from the input value of this neuron.

Therefore, the following formula should be used for hidden neurons:

$$\sigma_n = f'(x) \cdot w_i \quad (10)$$

Before calculating, it's needed to pay attention to the derivative. Only those activation functions that, can be differentiated, must be used. As part of the construction of a neural network, this work will use a sigmoid activation function. The derivative exists and has the following form:

$$f'(x) = \sigma \cdot (1 - \sigma) \quad (11)$$

$$\sigma = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Now, in order to update the weights and "run" all the synapses back over the network, you need to calculate the last remaining component, the gradient. As noted in formula 8, the gradient is a vector of partial derivatives of the first order. Then, the output of the gradient calculation for the logistics function in vector

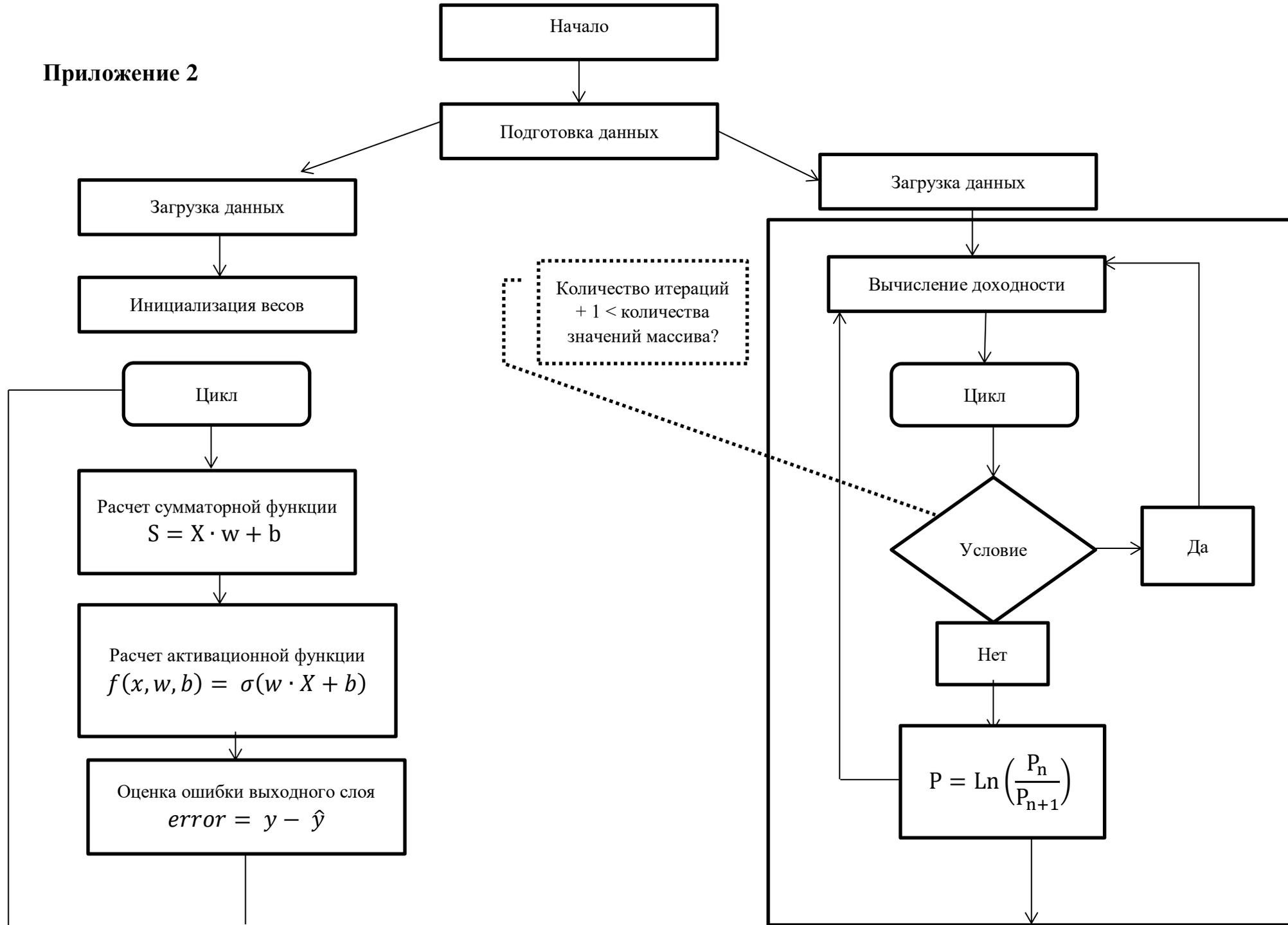
form:

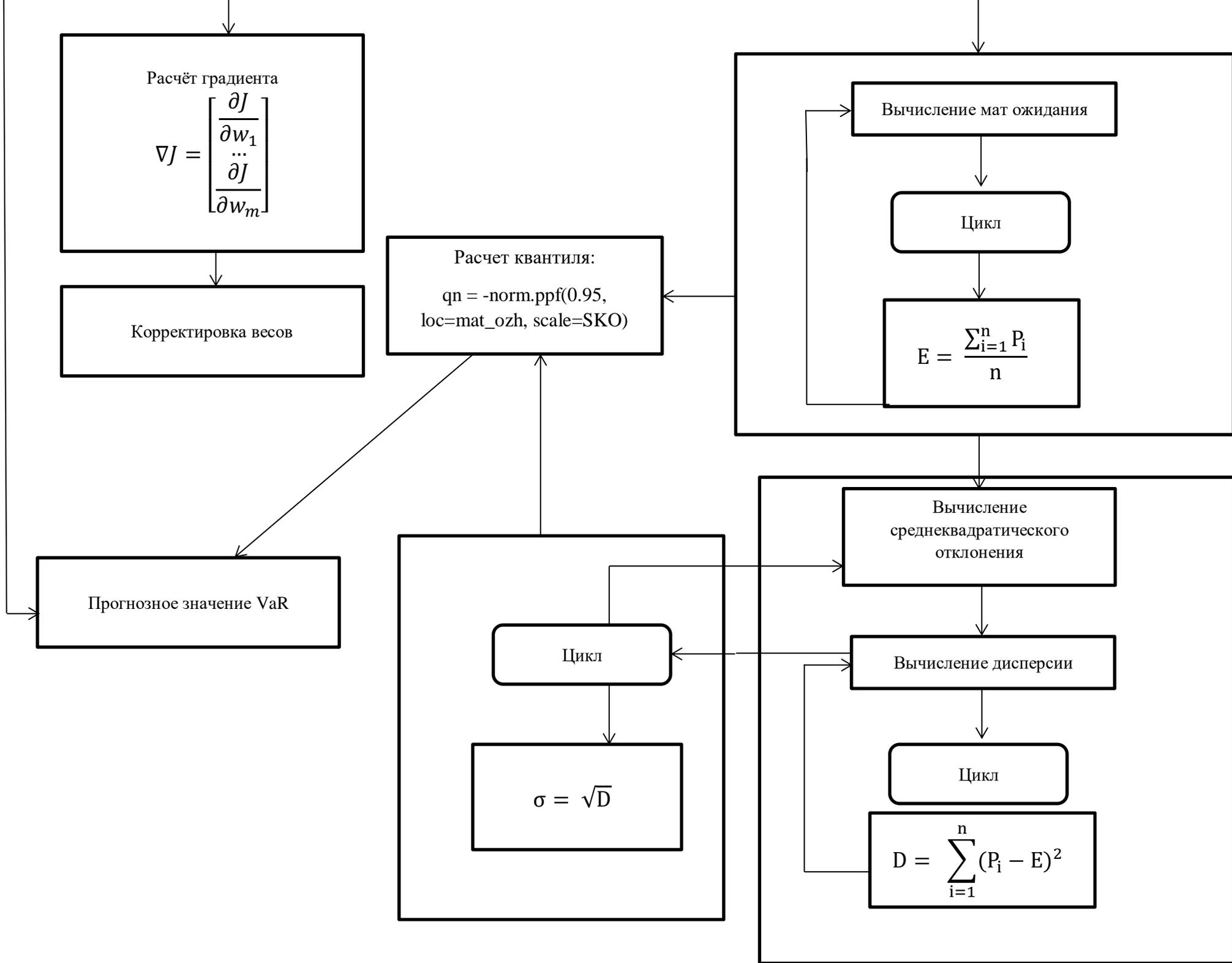
$$\frac{\partial J^{(i)}}{\partial w_j} = \frac{\partial J^{(i)}}{\partial \hat{y}^{(i)}} \cdot \frac{\partial \hat{y}^{(i)}}{\partial w_j} = \frac{\partial J^{(i)}}{\partial \hat{y}^{(i)}} \cdot \frac{\partial \hat{y}^{(i)}}{\partial (w^T x^{(i)})} \cdot \frac{\partial (w^T x^{(i)})}{\partial w_j} = (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}) \cdot \sigma' \cdot x_j^{(i)} = \delta \cdot x_j^{(i)}$$

In other words, the gradient is multiplication of the layer L+1 neuron error and the activation / input data of layer L.

Thus, it's the implementation of the return to the first layer of the network. Then, the estimate is made of how much the error of each neuron in each layer affected the final response of the neural network. There is an adjustment of the weights and a direct "passage" of the network. In this way, the network is trained.

Приложение 2





### Приложение 3

```
import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import random as rd
import math
import scipy.stats as st
import seaborn as sns; sns.set()
import xlswriter

# загрузка данных
data4 = [float(i) for i in
pd.read_excel('D:/Учеба/НИРМ/Рабочая/Прога/data.xlsx')]
data4 = np.array([data4]).T
data = [float(i) for i in
pd.read_excel('D:/Учеба/НИРМ/Рабочая/Прога/4.xlsx')]

# проверка нормальности распределения
print (st.shapiro(data))
plt.hist(data)
plt.show()
n = len(data)
print(n)

#podgotovka dannih

# вычисление доходности по дням

b = [math.log(data[i+1] / data[i]) for i in range(n) if (i+1) < n]
```

```

# ВЫЧИСЛЕНИЕ МАТ ОЖИДАНИЯ
c = 0
for i in range(n-1):
    c += b[i]
    mat_ozh = c/n
print('Мат ожидание', mat_ozh)

# ВЫЧИСЛЕНИЕ СКО
d = [(b[i] - mat_ozh) for i in range (n-1)]
g = 0
f = [d[i]**2 for i in range(n-1)]
for i in range(n-1):
    g += f[i]
    SKO = math.sqrt(g/(n-1))
print('SKO', SKO)

# ВЫЧИСЛЕНИЕ КВАНТИЛЯ
from scipy.stats import norm
qn = -norm.ppf(0.95, loc=mat_ozh, scale=SKO)
print('Quantil', qn)

Pr = []
for i in range(n):
    Pr.append(((1+qn)*data[i])/100000)
print(Pr)
Pr1 = []
for i in range(len(Pr)):
    Pr1.append(Pr[i]*100000)
#print(Pr1)

```

```

# nachalo seti
data3 = [float(i) for i in
pd.read_excel('D:/Учеба/НИРМ/Рабочая/Прога/6.xlsx')]
data2 = [float(i) for i in
pd.read_excel('D:/Учеба/НИРМ/Рабочая/Прога/4.xlsx')]

x1 = []
for i in range(len(data2)):
    x1.append(data2[i]/100000)

x2 = []
for i in range(len(data3)):
    x2.append(data3[i]/100000)

X = np.array([x1]).T
X2 = np.array([x2]).T
y = np.array([Pr]).T
print('реальные данные VaR',y)

# trenirovka

# сделаем случайные числа более определёнными
np.random.seed(1)
w = 2*np.random.random((1,1)) - 1
print(w)
# smechenie
b = -2.4
learning_rate = 0.0001
for iter in range(10000):

```

```

S = X.dot(w)
S += b
a = 1.0/(1.0+np.exp(-S))
error = y - a
a_deriv = a.T.dot(1-a)
delta = error.dot(a_deriv)
w += (X.T.dot(delta))*learning_rate
print('обучение', a)

```

```

# Test
S2 = X2.dot(w)
S2 += b
a2 = 1.0/(1.0+np.exp(-S2))

```

```

#визуализация
z1 = a2.T
z=a.T
for i in range(len(z)):
    a=z[i]*100000
a = np.array([a]).T
print(a)
for i in range(len(z1)):
    a2=z1[i]*100000
a2 = np.array([a2]).T
print('set prognoza seti:', a2)

```

```

plt.figure()
plt.scatter(data4, Pr1, s=10, color = 'blue', alpha=0.75, label = 'Реальные
данные')

```

```

plt.ylabel('Стоимость акций, $')
plt.title('Сравнение прогноза нейронной сети после обучения и
реальные данные. Портфель акций индекса Dow Jones')
plt.plot(data4, a, lw=2, color = 'orange', alpha = 0.75, label = 'Прогноз
нейронной сети после обучения')
plt.legend(loc = 'lower left')
plt.show()

```

**# В И З У А Л И З А Ц И Я**

```

data3 = [float(i) for i in
pd.read_excel('D:/Учеба/НИРМ/Рабочая/Прога/6.xlsx')]
print('set 3:', data3)
data2 = [float(i) for i in
pd.read_excel('D:/Учеба/НИРМ/Рабочая/Прога/data2.xlsx')]
print('set 2:', len(data2))
# проверка нормальности распределения
print (st.shapiro(data3))

```

```

fig = plt.figure()
plt.hist(data3)
plt.title('Распределение выборки')
plt.xlabel('Котировки')
plt.grid(True)

```

```

n = len(data2)
print(n)
#podgotovka dannah

```

**# ВЫЧИСЛЕНИЕ ДОХОДНОСТИ ПО ДНЯМ**

```

b = [math.log(data3[i+1] / data3[i]) for i in range(n) if (i+1) < n]

# ВЫЧИСЛЕНИЕ МАТ ОЖИДАНИЯ
c = 0
for i in range(n-1):
    c += b[i]
    mat_ozh = c/n
    #print('Мат ожидание', mat_ozh)

# ВЫЧИСЛЕНИЕ СКО
d = [(b[i] - mat_ozh) for i in range (n-1)]
g = 0
f = [d[i]**2 for i in range(n-1)]
for i in range(n-1):
    g += f[i]
    SKO = math.sqrt(g/(n-1))
print('SKO', SKO)

# ВЫЧИСЛЕНИЕ КВАНТИЛЯ
from scipy.stats import norm
qn = -norm.ppf(0.95, loc=mat_ozh, scale=SKO)
print('Quantil', qn)
Pr = []
for i in range(n):
    Pr.append(((1+qn)*data3[i]))
print('set prognoza:', Pr)

plt.figure()
plt.scatter(data2, Pr, s=10, color = 'blue', alpha=0.75, label = 'Реальные
данные')

```

```

plt.xlabel('Номер дня')
plt.ylabel('Стоимость акций, $')
plt.title('Сравнение прогноза нейронной сети и реальных данных. Dow
Jones')

plt.legend(loc = 'upper left')
plt.plot(data2, a2, lw=2, color = 'red', alpha = 0.75, label = 'Прогноз
нейронной сети')

plt.legend(loc = 'upper left')
plt.show()

err = []

for i in range (n):
    err.append(abs(1-(a2[i]/Pr[i])))
err = np.array(err)
print((err))

plt.figure()
plt.plot(data2, err, lw=2, color = 'red', alpha = 0.75, label = 'Ошибка
прогноза сети после обучения')
plt.legend(loc = 'upper left')
plt.show()

mean_err = np.mean(err)
print(mean_err)

from statistics import median
# Находим медиану
print(median(err))

```

#### Приложение 4

Наименование компании-эмитента	Средняя ошибка прогноза нейронной сети, %	Медианная ошибка нейронной сети, %
3M	0,97	1,00
American Express	0,59	0,45
Apple	1,00	0,98
Boeing	1,03	0,88
Caterpillar	0,87	1,05
Chevron	0,46	0,43
Cisco	0,52	0,50
Coca Cola	0,43	0,45
Disney	0,52	0,47
ExxonMobile	0,42	0,43
GoldmanSachs	1,00	1,05
Home Depot	0,50	0,61
IBM	0,42	0,35
Intel	0,61	0,58
Johnson & Johnson	0,41	0,40
JPMorgan	0,35	0,28
Merck	0,38	0,36
Microsoft	1,03	1,13
Nike	0,63	0,68
Phizer	0,49	0,46
Procter & Gamble	0,80	0,72
Travelers	0,33	0,35
Unitedhealth Group, Inc.	0,73	0,68
Verizon Communications Inc	0,27	0,23
Visa	1,25	1,28
Walmarket	0,65	0,73