

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ТОМСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ (НИ ТГУ)  
Институт экономики и менеджмента

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ В ГЭК

Руководитель ООП

докт. экон. наук, профессор

 Н.А. Скрыльникова

подпись  
« 20 » июня 2022 г.

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА МАГИСТРА  
(МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ)

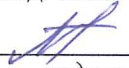
ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СТОИМОСТИ АКЦИЙ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ  
МОДЕЛЕЙ

по направлению подготовки 38.04.01 «Экономика»  
направленность (профиль) «Экономика»

Нешина Кристина Сергеевна

Руководитель ВКР

канд. техн. наук, доцент

 С.Н. Авдеенко

подпись  
« 20 » июня 2022 г.

Автор работы

студент группы № 272014

 К.С. Нешина

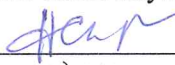
подпись  
« 20 » июня 2022 г.

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ТОМСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ (НИ ТГУ)  
Институт экономики и менеджмента

УТВЕРЖДАЮ

Руководитель ООП

докт. экон. наук, профессор

 Н.А. Скрыльникова  
подпись

« 8 » апреля 2022 г.

ЗАДАНИЕ

по выполнению выпускной квалификационной работы бакалавра / специалиста / магистра  
обучающемуся

Нешиной Кристине Сергеевне

*Фамилия Имя Отчество обучающегося*

по направлению подготовки Код Наименование направления подготовки, направленность  
(профиль) «Наименование образовательной программы»

1 Тема выпускной квалификационной работы

Прогнозирование стоимости акций на основе нейросетевых моделей

2 Срок сдачи обучающимся выполненной выпускной квалификационной работы:

а) в учебный офис / деканат – 21.06.2022 б) в ГЭК – 24.06.2022

3 Исходные данные к работе:

Объект исследования – Фондовый рынок.

Предмет исследования – Метод прогнозирования стоимости акций с помощью  
использования нейронной сети.

Цель исследования – Разработка и программная реализация алгоритма  
предварительной обработки данных и последующего выполнения прогноза проведения  
финансовых временных рядов.

Задачи:

1. Провести обзорный анализ методов прогнозирования стоимости акций.

2. Провести анализ методов прогнозирования курсов акций на основе нейронных сетей  
и гибридных моделей.

3. Разработать гибридную модель нейронной сети и подобрать ее оптимальные  
параметры.

4. Выполнить программную реализацию описанных алгоритмов.

5. Протестировать разработанный алгоритм на разных временных рядах и сравнить  
результаты.

6. На основе созданной модели прогнозирования, разработать рекомендации по  
модификации модели для лучшего, по оценочным показателям, алгоритма с целью  
повышения ее эффективности.

Методы исследования:

Для решения поставленных задач применялись коллективные базы знаний (Wikipedia,  
Google Trend), машинное обучение, развитие систем баз данных, наличие крупных  
площадок с API, занимающихся систематическим сбором и хранением информации  
(Finam, Google Finance, Yahoo finance, Nyse, Nasdaq) – все это эффективные  
инструменты для изучения вопроса о ценообразовании ценных бумаг.

Организация или отрасль, по тематике которой выполняется работа, –  
Финансовые рынки

---

4 Краткое содержание работы

В первой главе рассматриваются содержание, участники, функции и структура фондового рынка. Во второй главе выполняется детальный обзор выбранных методов прогнозирования цен на акции. В третьей главе описывается сбор данных для исследования, предварительная обработка данных и реализация выбранных моделей. В заключении приводятся основные результаты проведенного исследования.

---

Руководитель выпускной квалификационной работы  
доцент, НИИ ТГУ

должность, место работы



подпись

/ С.Н. Авдеенко

И.О. Фамилия

Задание принял к исполнению  
магистр, НИИ ТГУ

должность, место работы



подпись

/ К.С. Нешина

И.О. Фамилия

## **Аннотация**

**Тема магистерской работы.** Магистерская работа «Прогнозирование стоимости акций на основе нейросетевых моделей» посвящена сравнительному анализу принципиально разных методов прогнозирования, включающих в себя гибриды различных моделей и относительно распространенные нейронные сети, а также разработке предложений по автоматизации оптимального метода.

**Актуальность темы исследования** обусловлена необходимостью сравнения принципиально разных типов гибридных моделей и нейронных сетей, используемых для прогнозирования временных рядов.

**Объект исследования** – фондовый рынок.

**Предмет исследования** – метод прогнозирования стоимости акций с помощью использования нейронной сети.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, нейросетевая модель, гибридная модель, прогнозирование стоимости акций, фондовый рынок, машинное обучение, алгоритмы, прогнозирование временных рядов.

**Целью диссертационной работы** является разработка и программная реализация алгоритма предварительной обработки данных и последующего выполнения прогноза поведения финансовых временных рядов. Программная реализация будет выполнена на языке программирования Python с использованием облачного сервиса Google Colab.

**Задачами данной диссертационной работы являются:**

1. Провести обзорный анализ методов прогнозирования стоимости акций.
2. Провести анализ методов прогнозирования курсов акций на основе нейронных сетей и гибридных моделей.
3. Разработать гибридную модель нейронной сети и подобрать ее оптимальные параметры.
4. Выполнить программную реализацию описанных алгоритмов.
5. Протестировать разработанный алгоритм на разных временных рядах и сравнить результаты.
6. На основе созданной модели прогнозирования, разработать рекомендации по модификации модели для лучшего, по оценочным показателям, алгоритма с целью повышения ее эффективности.

**Результаты работы:**

- Раскрыта сущность фондового рынка и рассмотрены основные пробелы в области исследований.

- Исследованы нейросетевые и гибридные модели.
- Разработана сложная модель LSTM-Conv1D-Dense.
- Реализованы и построены прогнозы при помощи моделей с оптимальными параметрами.

- Разработаны рекомендации по автоматизации выбранного метода.

**Сфера применения:** результаты работы могут быть использованы финансовыми и брокерскими компаниями, работающими в области консультировании инвестиций и инвестиционных портфелей, в практической деятельности.

**Практическая ценность** данной работы состоит в разработке наиболее точного метода прогнозирования цен акций, позволяющего строить лучшие инструменты для инвестирования и получать наибольшую прибыль при торговле на бирже. Помимо этого, исследование обладает **теоретической ценностью**, так как позволит выделить наилучшую из принципиально разных типов моделей и, соответственно, определить наиболее перспективное направление для дальнейшего изучения методов прогнозирования финансовых временных рядов.

**Научная новизна диссертации** заключается в разработке сложной модели прогнозирования доходности финансовых инструментов на фондовом рынке на основе моделей искусственных нейронных сетей.

**Степень достоверности результатов.** Достоверность теоретических результатов исследования подтверждена авторитетными зарубежными и отечественными исследованиями в данной области, отчетами и докладами авторитетных международных организаций. Достоверность практических результатов исследования подтверждена корректным использованием количественных методов исследований и статистических методов обработки полученных данных.

**Апробация результатов исследования.** Основные положения и результаты диссертационной работы опубликовывались на XLIII Международной научно-практической конференции «Advances in Science and Technology» и на III международной научной конференции: Инновационные технологии, экономика и менеджмент в промышленности.

## **Аннотация на иностранном языке**

**The topic of the master's thesis.** The master's thesis "Stock price forecasting based on neural network models" is devoted to the comparative analysis of fundamentally different forecasting methods, including hybrids of various models and relatively common neural networks, as well as the development of proposals for automating the optimal method.

**The relevance** of the research topic is due to the need to compare fundamentally different types of hybrid models and neural networks used to predict time series.

**The object** of research is the stock market.

**The subject** of the research is methods of forecasting stock prices based on neural and hybrid models.

**Keywords:** neural network, neural network model, hybrid model, stock price forecasting, stock market, machine learning, algorithms, time series forecasting.

The purpose of the dissertation work is to develop and programmatically implement an algorithm for data preprocessing and subsequent prediction of the behavior of financial time series. The software implementation will be performed in the Python programming language using the Google Colab cloud service.

The objectives of this dissertation work are:

1. To conduct a review analysis of stock price forecasting methods.
2. To analyze the methods of forecasting stock prices based on neural networks and hybrid models.
3. Develop a hybrid model of a neural network and select its optimal parameters.
4. Perform a software implementation of the described algorithms.
5. Perform testing of the developed program on different time series and compare the results.
6. Based on the chosen forecasting model, develop recommendations for modifying the model for a better algorithm, according to estimated indicators, in order to increase its effectiveness.

### **Results of the work:**

- The essence of the stock market is revealed and the main gaps in the field of research are considered.
- Neural network and hybrid models have been studied.
- A complex LSTM-Conv1D-Dense model has been developed.
- Forecasts are implemented and constructed using models with optimal parameters.
- Recommendations on automation of the selected method have been developed.

Scope of application: the results of the work can be used by financial and brokerage companies working in the field of investment consulting and investment portfolios in practical activities.

**The practical value** of this work is to determine the most accurate method of forecasting stock prices, which allows you to build the best investment tools and get the greatest profit when trading on the stock exchange. In addition, the study has theoretical value, as it will allow to identify the best of fundamentally different types of models and, accordingly, to determine the most promising direction for further study of methods of forecasting financial time series.

**The scientific novelty** of the dissertation is to improve the already existing method of forecasting the profitability of financial instruments on the stock market based on artificial neural network models.

**The degree of reliability of the results.** The reliability of the theoretical results of the study is confirmed by authoritative foreign and domestic studies in this field, reports and reports of reputable international organizations. The reliability of the practical results of the study is confirmed by the correct use of sociological methods of collecting primary data, as well as the use of quantitative research methods and statistical methods of processing the data obtained.

**Approbation of the results of the study.** The main provisions and results of the dissertation work were published at the XLIII International Scientific and Practical Conference "Advances in Science and Technology" and at the III International Scientific Conference: Innovative Technologies, Economics and Management in Industry.

# ОГЛАВЛЕНИЕ

|  |    |
|--|----|
| Введение .....   | 4  |
| 1 Теоретические основы функционирования фондового рынка .....  | 12 |
| 1.1 Сущность и понятия фондового рынка: типы и виды.....   | 12 |
| 1.2 Классификация участников и финансовых инструментов фондового рынка .....   | 14 |
| 1.3 Механизм функционирования фондового рынка .....  | 18 |
| 1.4 Классические методы анализа фондового рынка .....  | 24 |
| 2 Применение нейросетевых моделей в задачах прогнозирования стоимости акций.....                                     | 26 |
| 2.1 LSTM – Модели долгой краткосрочной памяти.....   | 26 |
| 2.2 EMD – Метод эмпирической модовой декомпозиции .....  | 28 |
| 2.3 KNN – Метод k ближайших соседей .....  | 30 |
| 2.4 CNN – Свёрточная нейронная сеть .....  | 31 |
| 2.5 Слои нейросети .....   | 32 |
| 2.6 Гибридные модели.....  | 33 |
| 2.7 Преимущества и недостатки применения нейросетевых моделей при<br>прогнозировании стоимости акций .....           | 36 |
| 2.8 Методы оценивания качества прогноза.....   | 38 |
| 3 Выбор оптимальной нейросетевой модели при прогнозировании стоимости акций и<br>рекомендации по автоматизации ..... | 40 |
| 3.1 Постановка проблемы .....  | 41 |
| 3.2 Получение данных и их предобработка .....  | 42 |
| 3.3 Обучение и реализация нейросетевой модели.....   | 46 |
| 3.4 Тестирование разработанной модели для прогнозирования временных рядов<br>стоимости акций .....                   | 51 |
| 3.5 Анализ результатов прогнозирования .....   | 54 |
| 3.6 Рекомендации по улучшению нейросетевой модели.....   | 54 |
| Заключение.....  | 57 |
| Список использованных источников и литературы.....   | 59 |



|   |    |
|---|----|
| Приложение А Фрагмент кода для загрузки библиотек.....                            | 69 |
| Приложение Б Фрагмент кода для предобработки данных стоимости акций Сбербанка ... | 70 |
| Приложение В Реализация Dense-сетки.....  | 75 |
| Приложение Г Реализация одномерной свёртки (Conv1D).....                          | 77 |
| Приложение Д Реализация LSTM.....   | 79 |
| Приложение Е Реализация LSTM + Conv1D + Dense .....                               | 80 |

## Введение

**Актуальность темы диссертационного исследования.** Фондовый рынок — это хаотичный, сложный и динамичный финансовый рынок. Прогнозирование будущих цен на акции является предметом беспокойства и спорным вопросом для исследователей. Однако именно грамотный анализ социально-экономических систем позволяет эффективно организовать различные процессы в условиях рынка, что в дальнейшем отразится в позитивной динамике развития как отдельных предприятий, так и страны в целом.

Отметим, что дисциплина в системе управления и принятия решений является определяющим фактором успешности социально-экономического развития. Современный менеджмент активно занимается поиском и исследованием продуктивных механизмов управления и способов принятия грамотных решений. При этом менеджмент охватывает все системы рынков, включая и финансовый рынок. Особое внимание обращает на себя движение свободного капитала, в частности денежных средств, потоки которого значительно увеличились за последние десятилетия. При их разумном размещении, можно получить доход, превышающий прибыль от банковских депозитов или хранения денег в валюте.

На сегодняшний день, изучение рынка ценных бумаг является перспективным направлением экономических исследований. Так как вложив деньги в покупку акций компании сегодня, через несколько лет можно продать акции по более высокой цене. Иногда цена акций возрастает в несколько раз в сравнении с первоначальной ценой покупки. Вложив деньги в маленькую, но перспективную компанию, уже через несколько месяцев можно приумножить свои вложения.

Продвинутые торговые модели позволяют исследователям прогнозировать рынок, используя нетрадиционные текстовые данные с социальных платформ. Между тем анализ и прогнозирование фондовых рынков по-прежнему остаются одной из наиболее сложных областей исследований из-за динамичных, неустойчивых и хаотичных данных.

В настоящее время экономическая ситуация в России характеризуется нестабильностью, а значит различные сделки осуществлять достаточно рискованно. Современные реалии предъявляют к трейдеру более высокие требования, чем ранее, 10-15 лет назад. Для того чтобы проводить торги на различных биржах (товарных, фондовых, срочных и т.п.) как на уровне нашей страны, так и за рубежом, важным является не только владение разного рода инструментами анализа, но и их адекватное применение. Кроме того, трейдер должен быстро реагировать на изменения на финансовых рынках и принимать грамотные решения. Поэтому основополагающим вопросом, который предстоит

исследовать в рамках данной работы, является вопрос о том, как принять верное инвестиционное решение на финансовом рынке. Чаще всего, при принятии решений об инвестиционных вложениях, большинство руководствуется практикой торговой интуиции. Если учесть, что подавляющее большинство участников рынка владеют знаниями анализа и, безусловно, могли бы иметь возможность прибыльно играть на бирже, то сложившаяся ситуация является парадоксальной. Тем более, что, принимая решение интуитивно, а не на основе продуктивного анализа, как показывает практика, большинство трейдеров остаются в минусе, то есть проигрывают.

Цены на акции представляют собой очень изменчивый временной ряд. На цены акций влияют различные факторы, такие как национальная политика, процентные ставки, обменные курсы, новости отрасли, инфляция, денежно-кредитная политика, временные события, настроения инвесторов и вмешательство человека. Предсказание цен акций на поверхности требует создания модели взаимосвязи между ценами акций, и они этими факторами. Хотя эти показатели временно изменяют цену акции, по существу, отразятся на цене акции и не изменят долгосрочный тренд цены акции. Таким образом, цены на акции можно предсказать, просто используя исторические данные.

Прогнозирование цен на акции является сложной и значимой задачей для финансовых учреждений и частных инвесторов. Для эффективного снижения инвестиционных рисков и получения стабильной отдачи от инвестиций многие ученые выдвигают большое количество моделей прогнозирования. Быстрое развитие технологий приложений больших данных, особенно машинного и глубокого обучения в финансовой сфере, оказывает сильное влияние на инвесторов. Направления исследований включают низкочастотные данные и высокочастотные данные. Классические исследования в основном делятся на два вида методов: фундаментальный анализ и технический анализ.

С одной стороны, в техническом анализе люди широко используют математические статистические методы для анализа исторических тенденций цен на акции и прогнозирования последних цен на акции. В последние годы многие исследователи применяли различные алгоритмы машинного обучения для анализа и прогнозирования цен на акции, такие как нейронные сети, многоядерное обучение, пошаговый регрессионный анализ и глубокое обучение. Хотя многие алгоритмы достигли хороших результатов в определенных аспектах, существует множество проблем с конфигурациями параметров и выбором данных при использовании машинного обучения, которое по-прежнему является важной областью исследований. С другой стороны, в фундаментальном анализе, люди в основном используют обработку естественного языка для анализа финансовых новостей и финансовой отчетности компании, чтобы предсказать будущую тенденцию цен на акции.

На фондовом рынке используются различные стратегии поведения, которые, прежде всего, зависят от того, какие цели преследуются инвесторами. Так, те, для кого главной целью является получить высокий доход, активно стремятся получить дополнительные знания о перспективных тенденциях рынка. При этом они широко используют большой спектр инструментов для анализа рынка, что позволяет обеспечить высокую точность прогнозов, которая является актуальной для всех участников фондового рынка.

**Степень разработанности темы исследования.** Анализируя историю финансовых рынков, можно отметить, что на протяжении всего времени происходил поиск математических зависимостей во временных рядах котировок финансовых инструментов и технических индикаторов, которые формируются самой системой. Бурное развитие исследований в области анализа временных рядов открыло возможности строить прогнозы данных временных рядов. На первых этапах для этого использовались классические методы анализа статистических данных, а в дальнейшем нашли свое применение методы авторегрессионного анализа и адаптивные методы, которые основаны на скользящих средних.

Отметим, что многие ученые как отечественные, так и зарубежные, повлияли свои изыскания изучению методов прогнозирования временных рядов. Так новаторскими в данном направлении стали работы таких зарубежных авторов как D.R. Brillinger, G.E.P. Box, C. Holt, P. Winters, G.M. Jenkins [76, 78, 77, 82]. В нашей стране исследование данных методов стало основным предметом изучения Ю.П. Лукашина, В.Н. Афанасьева, Г.Г. Канторовича и ряда других ученых [6, 30]. Отметим, что отдельные авторы, например, Осминин К.П. и Орлов Ю.Н., в своих работах исследовали составление прогнозов именно финансовых временных рядов [62, 65, 66].

Со временем стали активно развиваться методы распознавания образов и методология нейронных сетей, что принципиальным образом изменило подходы к анализу финансовых рынков. Изучением методов распознавания и разработкой методологических основ занимались F. Rosenblatt, G.E. Hinton, R.J. Williams, D.E. Rumelhart, T. Kohonen [72, 73, 74, 75]. Среди отечественных авторов, работающих над описанными методами и подходами, можно назвать А.И. Галушкина, А.Н. Горбаня, В.Л. Дунина-Барковского, Е.М. Миркеса и ряд других ученых-экономистов [64, 65, 66, 68, 69].

Разработанные теоретические основы способствовали провайдером для нейросетевого аппарата. Нейросетевой аппарат стал активно применяться в самых различных прикладных областях рыночной экономики, и рынок финансов не стал исключением. Вопросы практического применения нейросетевого аппарата освещены в

трудах Д.-Э. Бэстенса, В.-М. ван ден Берга, А. А. Ежова, С.А. Шумского, В. И. Ширяева, В.Н. Бугорского, А.Г. Сергиенко [13, 14, 17, 24]..

Успешность использования машинного обучения при составлении прогнозов различных ценовых показателей на фондовом рынке были подтверждены практическими исследованиями различных специалистов. Так, Н.П. Червотин, работая по теме «Применение метода комитетов к анализу технических индикаторов фондового рынка», эмпирическим способом подтвердил эффективность построения комитетных конструкций, используемых при прогнозировании стоимости финансовых инструментов, которые котируются на фондовых рынках.

Разработкой модели системы, которая осуществляет поддержку при принятии решений на финансовых рынках для предприятий на основе вероятностного анализа и машинного обучения занимались отечественные ученые Е. В. Сеницын и А. В. Толмачев. В основе их модели лежит правило Байеса. Результатом работы специалистов стало подтверждение высокой эффективности, разработанной ими модели, которая обеспечивает высокую вероятность получения прибыли, превышающую возможные потери.

Изыскания Чоудри Р. и Гарг К. по теме «Гибридная система машинного обучения для прогнозирования фондового рынка» позволили определить степень эффективности модели, разработанной на базе SVM. Данная модель представляет собой совокупность – алгоритмов, которые позволяют спрогнозировать направления цен акций. При этом, данные алгоритмы имеют достаточно высокий попадания (с англ. «hit ratio»), составляющий 61,7328 %.

Необходимо отметить, что современная ситуация на финансовом рынке характеризуется усложнением математических инструментов, используемых для его анализа. Поэтому для трейдеров складывается ситуация, при которой кратно увеличивается количество различных индикаторов и показателей, необходимых для построения прогнозов. Кроме того, сложным становится и выявление какого-либо значимого критерия для отбора и обработки данных. Все это в совокупности очень осложняет принятие окончательного решения.

Именно совокупность данных факторов повлияли активное использование торговых роботов, особенно в последние несколько десятилетий. Их применение, позволяет, по заранее запрограммированным алгоритмам, провести анализ данных, которые помогают самостоятельно заключать сделки на финансовых рынках. При этом, участие трейдера на всех этапах проведения операций исключается. Однако, необходимо отметить, что торговые роботы не обеспечили ожидаемый эффект от их использования, так как не способны производить прогноз, учитывая психологические факторы рынка, как системы.

Эти факторы способны анализировать лишь люди, так как именно они являются причинами этих психологических колебаний. Поэтому для обеспечения эффективности и прибыльности торгов на финансовых рынках важным является сочетание торговых роботов с трейдерами, где каждый выполняет свой функционал. Аналитические информационные системы обеспечивают анализ в непростых условиях разрозненной и неструктурированной информации о финансовых рынках. Трейдер в системе «анализ-торговля на финансовом рынке» выполняет функции по принятию решений (ЛПР – лицо, принимающее решения).

Возможности торговых советников и многофункциональных торговых систем используются для того, чтобы поддержать имеющиеся системы принятия решений. Это происходит, главным образом, на основании рекомендаций трейдеров по вхождению в сделку. При этом, трейдеры скрывают информацию о продолжительности сделки и о том, при достижении какой прибыли необходимо выйти из сделки. Кроме того, в данной ситуации не происходит учет рисков увеличения волатильности, которая может произойти из-за влияния самых различных факторов: макроэкономических показателей, экономических новостей и событий. Подобная ситуация является крайне сложной для прогнозирования прибыли и определения стратегии торговли, из-за большого количества факторов, которые необходимо учитывать при составлении прогноза и принятии решений.

Резюмируя вышесказанное, можно сделать вывод о том, что сложившееся противоречие является вполне объективным. В свете имеющихся методов и систем, осуществляющих поддержку при принятии решений, не представляется возможным их обработка посредством интеллектуального анализа данных. Однако это с легкостью проделывают нейронные сети.

Таким образом, основываясь на анализе тематической литературы, можно сделать следующие выводы. Использование нейросетевых моделей позволяет решать задачи, связанные с построением прогнозов, эффективно. Однако на современном этапе не существует универсального способа, который бы обеспечивал прогнозирование тенденций цен на акции. Исходя из этого, возникает необходимость в сравнении определенных моделей. При сравнении важным является определение критериев. Определим их так: нейросетевая модель должна быть эффективной для фондового рынка и иметь высокие показатели точности в сравнении с базовой LSTM моделью.

Проведенный обзор литературы позволяет сделать вывод о том, что нейросетевые модели являются эффективными инструментами для решения задачи прогнозирования, но на сегодняшний день нет четкого ответа на вопрос о том, существует ли универсальный алгоритм для предсказания ценовой динамики акций. Для того чтобы частично решить данную проблему, была поставлена цель провести сравнительный анализ различных

нейросетевых моделей и выявить наилучший в условиях фондового рынка, а также сравнить его эффективность с показателями точности классической модели LSTM.

**Объектом** исследования является фондовый рынок.

**Предмет** исследования – метод прогнозирования стоимости акций с помощью использования нейронной сети.

**Целью** магистерской диссертации является разработка и программная реализация алгоритма предварительной обработки данных и последующего выполнения прогноза поведения финансовых временных рядов.

Для достижения поставленной цели выделены следующие **задачи**:

1. Провести обзорный анализ методов прогнозирования стоимости акций.
2. Провести анализ методов прогнозирования курсов акций на основе нейронных сетей и гибридных моделей.
3. Разработать гибридную модель нейронной сети и подобрать ее оптимальные параметры.
4. Выполнить программную реализацию описанных алгоритмов.
5. Протестировать разработанный алгоритм на разных временных рядах и сравнить результаты.
6. На основе созданной модели прогнозирования, разработать рекомендации по модификации модели для лучшего, по оценочным показателям, алгоритма с целью повышения ее эффективности.

**Теоретические и методологические предпосылки исследования.**

Коллективные базы знаний (Wikipedia, Google Trend), машинное обучение, развитие систем баз данных, наличие крупных площадок с API, занимающихся систематическим сбором и хранением информации (Finam, Google Finance, Yahoo finance, Nyse, Nasdaq) – все это эффективные инструменты для изучения вопроса о ценообразовании ценных бумаг.

Для достижения поставленных задач в работе использовались следующие методы:

- Получение и сбор данных по показателям торговых сессий активов на фондовых биржах при помощи библиотеки Investpy [91] на языке программирования Python версии 3.7.10;
- Предварительная обработка данных при помощи библиотек Pandas [88], NumPy [87] и Scikit-learn [89];
- Проведение экспериментов для подбора архитектуры и параметров моделей, позволяющих достичь наибольшей прогностической способности;
- Формирование прогнозов при помощи выбранных моделей с использованием библиотек Keras [81] и VmdPy [93];

- Оценка точности предсказаний посредством вычисления метрик MSE, MAPE и MDA в виде собственных функций с использованием библиотеки NumPy;
- Визуализация данных средствами библиотеки Matplotlib [92];
- Использование блок-схем для рекомендаций по автоматизации алгоритма.

Разработка кода производилась посредством языков программирования Python.

**Теоретическая и практическая значимость диссертации и использование полученных результатов.**

**Практическая ценность** данной работы состоит в разработке наиболее точного метода прогнозирования цен акций, позволяющего строить лучшие инструменты для инвестирования и получать наибольшую прибыль при торговле на бирже.

Помимо этого, исследование обладает **теоретической ценностью**, так как позволит выделить наилучшую из принципиально разных типов моделей и, соответственно, определить наиболее перспективное направление для дальнейшего изучения методов прогнозирования финансовых временных рядов.

**Научная новизна диссертации** заключается в совершенствовании уже существующего метода прогнозирования доходности финансовых инструментов на фондовом рынке на основе моделей искусственных нейронных сетей.

**Степень достоверности результатов.** Достоверность теоретических результатов исследования подтверждена авторитетными зарубежными и отечественными исследованиями в данной области, отчетами и докладами авторитетных международных организаций. Достоверность практических результатов исследования подтверждена корректным использованием количественных методов исследований и статистических методов обработки полученных данных.

**Апробация результатов исследования.**

Основные положения и результаты диссертационной работы опубликовывались на XLIII Международной научно-практической конференции «Advances in Science and Technology» и на III международной научной конференции: Инновационные технологии, экономика и менеджмент в промышленности.

**Структура и объем диссертационной работы.** Объем диссертационной работы составляет 82 страницы, включая 28 рисунков и 3 таблицы. Работа состоит из введения, трёх глав, заключения, списка сокращений, списка использованных источников, включающего 93 наименования, в дополнение к работе приводятся 6 приложений.

**В первой главе** были рассмотрены содержание, участники, функции и структура фондового рынка, а также классические методы анализа фондового рынка.



**Во второй главе** выполнен детальный обзор выбранных методов прогнозирования цен акций и сравнительный анализ прогностической способности полученных моделей.

**В третьей главе** описаны сбор данных для исследования, предварительная обработка данных и обработка моделирования. Также в данной главе описаны экспериментальные результаты предложенного гибридной модели LSTM-Conv1D-Dense и анализируемые результаты имитационного эксперимента предложенной сложной модели для прогнозирования.

**В заключении** приведены основные результаты проведенного теоретического и экспериментального исследования.

**В приложении** представлены экспериментальные данные и исходный код некоторых алгоритмов работы интеллектуальной системы поддержки принятия решений.

## **1 Теоретические основы функционирования фондового рынка**

Фондовый рынок – одна из основных областей, которой занимаются инвесторы, поэтому прогнозирование динамики цен на фондовом рынке всегда является актуальной темой для исследователей как из финансовой, так и из технической областей. В течение многих лет исследователи не только занимались анализом, связанным с ценами на акции, но и пытались анализировать операции на фондовом рынке, такие как риски увеличения объема, что расширяет область исследований по анализу фондового рынка и указывает на то, что эта область исследований по-прежнему обладает высоким потенциалом [20].

### **1.1 Сущность и понятия фондового рынка: типы и виды**

На развитие финансовых рынков мира, безусловно, оказывают влияние процессы глобализации и информатизации. Переход торгов в электронный формат яркое тому подтверждение. В это же время, в 70-е годы XX века, известный американский финансист Фишер Блэк сформулировал модель ценообразования. Данная модель характеризует два взаимосвязанных процесса. С одной стороны, множество небольших заявок способствуют обеспечению непрерывности процесса ценообразования [21].

С другой – на ценообразование влияют крупные заявки. При этом ни способы, ни средства, с помощью которых эти заявки выполняются не оказывают на них существенного влияния. Поддержанием порядка в книгах заявок и обеспечением ликвидности этих заявок занимались официальные специалисты фондового рынка – маркетмейкеры.

Фондовый рынок, также известный как фондовый рынок, представляет собой публичный рынок, на котором трейдеры (инвесторы на финансовых рынках) покупают и продают акции компании и производные финансовые инструменты путем обмена или обработки в электронной или физической форме [22].

Как правило, финансовые инструменты торгуются на рынке капитала, состоящем из первичного рынка и вторичного рынка. Первичный рынок — это место, где ценные бумаги распространяются впервые. Первичное публичное размещение акций (IPO) происходит здесь. Вторичный рынок относится к рынку для торговли между инвесторами. Примерами являются Московская биржа (MOEX), Нью-Йоркская фондовая биржа (NYSE), Лондонская фондовая биржа (LSE), Японская биржевая группа (JPX), Шанхайская фондовая биржа (SSE) и NASDAQ [41].

Фондовый индекс является представителем группы цен на акции. Этот индекс рассчитывается на основе цен определенных акций, и его изменение может отражать общую производительность акций, перечисленных в индексе. В частности, фондовый индекс представляет собой средневзвешенную рыночную стоимость ряда фирм по

сравнению со стоимостью в базовый торговый день. Например, индекс фондовой биржи Financial Times 100 (FTSE 100) и индекс Standard& Poor's Composite 500 (S&P500) [52].

С точки зрения правового статуса в мировой практике существуют три типа фондовых бирж, которые представлены на рисунке 1.1.



Рисунок 1.1 – Классификация бирж по правовому статусу

Как видим из представленной классификации, по принципу организации биржи могут быть государственные (публично-правовые) и частные, которые характеризуются закрытостью. В настоящее время имеет место и смешанный тип фондовых бирж, которые сочетают в себе черты государственных (занесенных в реестр участников) и частных бирж [56].

Создание, организация и деятельность фондовых бирж осуществляется в рамках законодательства страны. Таким образом, биржи являясь самостоятельными, представляют собой акционерные общества. При этом, государство является гарантом стабильной деятельности биржи, а также позволяет снизить риски во время проведения торговых сделок.

Смешанный тип фондовых бирж, в которых не менее половины уставного капитала акционерного общества принадлежит государству, возглавляют выборные биржевые органы. Представителем биржевых органов является Биржевой комиссар. Именно он занимается регистрацией курсов и надзором за деятельностью биржи [61].

Отметим, что география государственных и смешанных фондовых бирж различна. Так, первые размещаются главным образом на территории Великобритании и США, а вторые осуществляют свою деятельность в таких страна как Швеция, Австрия, Швейцария.

На территории Российской Федерации фондовые биржи – это частные, то есть закрытые акционерные общества, которых зарегистрировано не менее 200. Такая биржа может быть создана в соответствии с законодательством РФ и включать в себя не менее 3 членов из числа акционеров биржи [64].

Необходимо подчеркнуть, что во многих странах биржевая система складывалась под влиянием исторических и национальных особенностей, которые отразились как на отдельных биржах, так и на биржевой системе страны в целом.

Роль и место фондовой биржи в мировой системе определяет ее принадлежность к международным или национальным биржевым системам. В свою очередь национальные системы могут быть моноцентричными, доминирующими, или же полицентричными. Примерами моноцентричной биржевых систем являются системы бирж в Великобритании во главе с Международной Лондонской фондовой биржей, Франции, где абсолютную роль играет Парижская фондовая биржа, и Японии, в которой безоговорочным лидером стала Токийская фондовая биржа. В данных странах иные биржи практически лишены самостоятельности и либо присоединены к центральным биржам, либо являются их дочерними предприятиями [67].

В иных условиях функционируют биржевые системы Австрии, Канады и Германии, где наряду с центральными биржами успешно развиваются и менее крупные биржи, обладающие самостоятельностью. В тоже время, сложившаяся система фондовых бирж в США, нельзя отнести не к моноцентричной ни к полицентричной.

Таким образом, можно сказать, что фондовым биржам принадлежит важная роль в системе финансового рынка. С уверенностью можно сказать, что именно биржи регулируют деятельность мировых рынков, осуществляя движение финансов и капитала в различных направлениях: накопление, кредитование, финансирование, обеспечение ликвидности вложений и т.п. В этом и заключаются основные функции фондовых бирж [68].

## **1.2 Классификация участников и финансовых инструментов фондового рынка**

Участниками фондовых бирж могут быть как физические, так и юридические лица. В основу характеристики участников фондовых рынков могут быть положены различные принципы, поэтому существует множество классификаций. Ниже на рисунке 1.2 приведена составлена классификация по роли участников на бирже, по специфике активности, по степени информированности и по организационному принципу. Каждая группа включает в себя два типа участников [62].

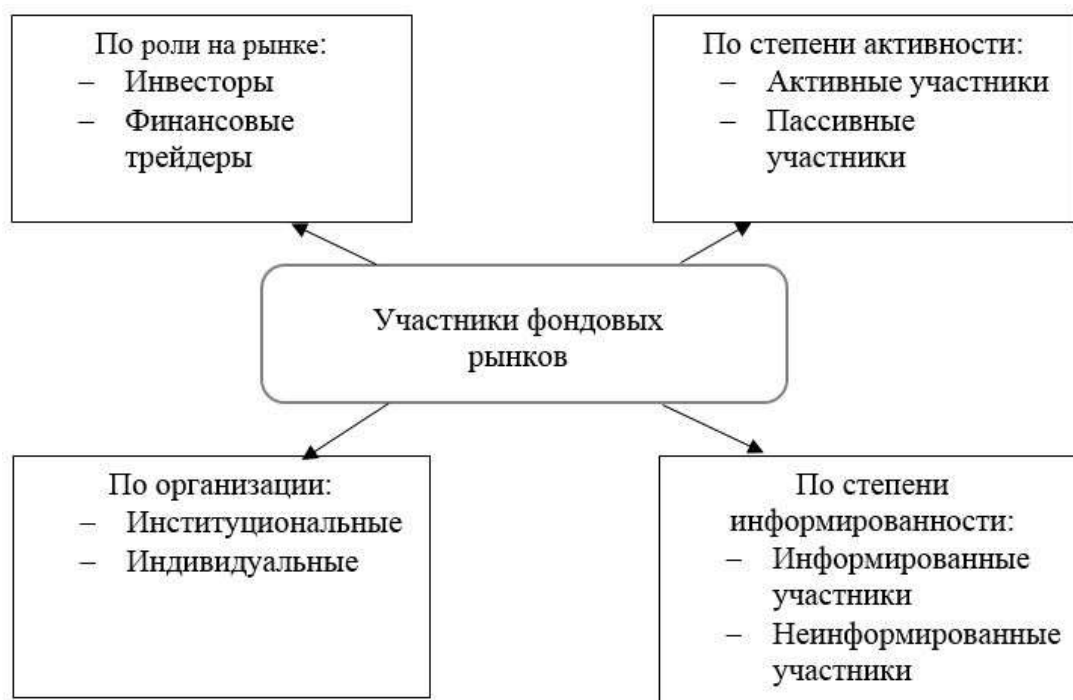


Рисунок 1.2 – Классификация участников фондовых рынков по различным признакам [65]

Роль инвесторов заключается в том, что они вкладывают имеющиеся у них средства в активы. При этом инвесторами могут выступать как частные лица, так и различные фонды, например, пенсионный или инвестиционный фонд. В свою очередь трейдеры выполняют посредническую роль в инвестировании финансов.

Активные и пассивные участники различаются по влиянию на ценообразование и ликвидность. Первые, за счет торговли заявками толкают цену и забирают ликвидность, а вторые – стабилизируют цену, благодаря лимитным заявкам, и предотвращают ликвидность рынка.

Институциональные и индивидуальные участники, как правило, имеют различные объемы финансовых средств, поэтому вторые осуществляют контроль каждой сделки. Отметим, что институциональные участники могут быть представлены как различными фондами (хедж-фонды, пенсионные и т.п.), так и различными финансовыми компаниями (банками, управляющими компаниями).

По степени информированности участники делятся на тех, кто обладает информацией о стоимости активов и на основе этого торгует им, и на тех, кто покупает и продает акции в зависимости от наличия или недостатка финансовых средств [40].

Теоретически анализ показывает, что классификации участников фондовых рынков являются динамичными и трансформируются вместе с развитием финансового рынка.

На современном этапе его можно выделить еще одну группу участников рынка по принципу принятия решений: алгоритмические и неалгоритмические участники. Одни

принимают решения о покупке акция, основываясь на определенных закономерностях, алгоритмах, то есть формальных признаках, поэтому участие человека во время торгов минимально. Другие же напротив – опираются лишь на решения, которые принимаются непосредственно человеком.

Фондовый рынок включает в себя объекты торговли, которые представляют собой финансовые инструменты.

Финансовый инструмент — это контракт на торгуемые активы, такие как акции, облигации, векселя, валюты, свопы, фьючерсы и опционы, которые дают право частично или полностью владеть предприятием или требовать активов предприятия. Финансовые активы — это требования к доходу, получаемому от реальных активов (например, продажа какао-бобов, сдача в аренду здания, предоставление услуг) [31].

Долевой актив, также известный как акция, выпускается публичной компанией для представления частичной собственности на компанию. Физическое лицо или группа, известные как акционеры или акционеры, будут иметь статус владельца компании. Когда компания желает расширить свой бизнес, для финансирования этого плана может потребоваться больший капитал. Чтобы привлечь этот капитал, компания может выпустить новые акции после одобрения существующими акционерами (поскольку новые выпуски акций размывают их владение) и продать их инвесторам. Котируемая стоимость акций увеличится, если компания добьется успеха. Следовательно, эффективность инвестиций в акции связана как с успехом, так и с реальными активами компании. Акции могут быть торгуемыми на рынке, в случае, когда эмитент этих акций удовлетворяет требования к листингу. В настоящее время в фондовой секции Московской Биржи торгуется 2796 ценных бумаг. При этом необходимо заметить, что некоторые инструменты могут торговаться на нескольких биржах. Ценообразование акций на рынке происходит с использованием механизмов, присущих данной бирже [32].

Фондовый индекс является представителем группы цен на акции. Этот индекс рассчитывается на основе цен определенных акций, и его изменение может отражать общую производительность акций, перечисленных в индексе. В частности, фондовый индекс представляет собой средневзвешенную рыночную стоимость ряда фирм по сравнению со стоимостью в базовый торговый день. Например, индекс фондовой биржи Financial Times 100 (FTSE 100) и Standard & Poor's Composite Индекс 500 (S&P500).

Торговля акциями является важной задачей для инвесторов, поскольку на торговые решения и цены на акции может влиять разнообразие и сложность информации, включая экономические условия, местную политику, международную политику и социальные факторы. Торговля акциями включает в себя покупку и продажу акций компаний. Трейдеры

используют множество различных методов торговли, таких как дневная торговля, позиционная торговля, свинг-торговля и скальпинг.

Облигации, также известные как долговые ценные бумаги, выпускаются заемщиком, обязанным выплачивать указанные купонные выплаты держателю, также известному как держатель облигаций, в течение определенного периода. Долговые инструменты включают казначейские векселя и облигации, муниципальные облигации, корпоративные облигации, долговые обязательства федерального агентства и ипотечные ценные бумаги. Большинство из этих инструментов обещают либо потоки фиксированного дохода, либо потоки дохода, которые определяются по определенной формуле. Именно по этой причине их иногда называют ценными бумагами с фиксированным доходом.

Производные финансовые инструменты — это ценные бумаги, выплаты по которым основаны на стоимости других активов, так называемых базовых активов, например акций, валют, облигаций, товаров и т.д. Производные финансовые инструменты играют важную роль на финансовых рынках, поскольку они используются для хеджирования рисков, возникающих в результате операционной, финансовой и инвестиционной деятельности компаний. Четыре популярных типа производных финансовых инструментов — это фьючерсы, опционы, форварды и свопы [3].

Обменный курс иностранной валюты — это цена одной валюты в пересчете на другую валюту. Валютный рынок — это официальная сеть, в которой группа банков и брокеров может немедленно обменять валюту или заключить контракт на обмен валюты в будущем по определенному курсу. Контракты, торгуемые на биржевых рынках, делятся на три типа: спотовые, прямые форвардные и своповые [4].

Паевые инвестиционные фонды — это товары, которые взаимозаменяемы с товарами того же типа и того же сорта, обычно используемыми в качестве сырья (какао, чай, серебро) для производства товаров или услуг. Взаимный фонд относится к взаимной торговле финансовыми инструментами на фондовом рынке. Поскольку требуется, чтобы многие разные инвесторы инвестировали в разные акции, риск намного ниже, чем при торговле акциями. Товары могут торговаться на основе текущих цен на спотовом рынке, также известном как наличный рынок, или по заранее определенной цене на фьючерсном рынке. Некоторые товары могут быть базовыми активами производных финансовых инструментов. Товары, торгуемые на спотовом рынке, используются для немедленной поставки, но фьючерсный рынок используется для торговли с поставкой в согласованную дату в будущем [6].

### **1.3 Механизм функционирования фондового рынка**

Деятельность рынков ценных бумаг осуществляется с помощью определенных механизмов, которые обеспечивают взаимодействие его субъектов при проведении различных торговых операций. Данные механизмы функционируют на основании Федерального закона №39-ФЗ «О рынке ценных бумаг» от 22 апреля 1996 года (с последними изменениями, внесенными Федеральным законом от 31.07.2020 №306-ФЗ) [2].

Отметим, что механизмы определяются также стратегией развития как фондового рынка в частности, так и экономической системой, и финансовой политикой страны в целом. При этом, уровень инфраструктурного развития фондового рынка отражается на эффективности его деятельности.

Российская система рынка ценных бумаг представляет собой интегрированную модель, в которой коммерческие и некоммерческие финансовые институты. Данные банковские и небанковские предприятия имеют равные права на все операции, которые проводятся с ценными бумагами на рынке.

Фондовый рынок представляет собой системы, состоящую из определенных компонентов. Эти компоненты включают в себя субъектов рынка, государственные органы, осуществляющие контроль и надзор, например, Министерство финансов РФ, Федеральная служба по финансовым рынкам, Центробанк и т.п. Кроме того, система охватывает саморегулирующиеся организации, такие как объединения профессиональных участников рынка ценных бумаг, которые выполняют определенные регулирующие функции, например, НАУФОР и др., а также организационную структуру, обеспечивающую стабильную деятельность фондового рынка.

На рисунке 1.3 представлены субъекты рынка ценных бумаг, которые осуществляют операции на фондовом рынке [7].



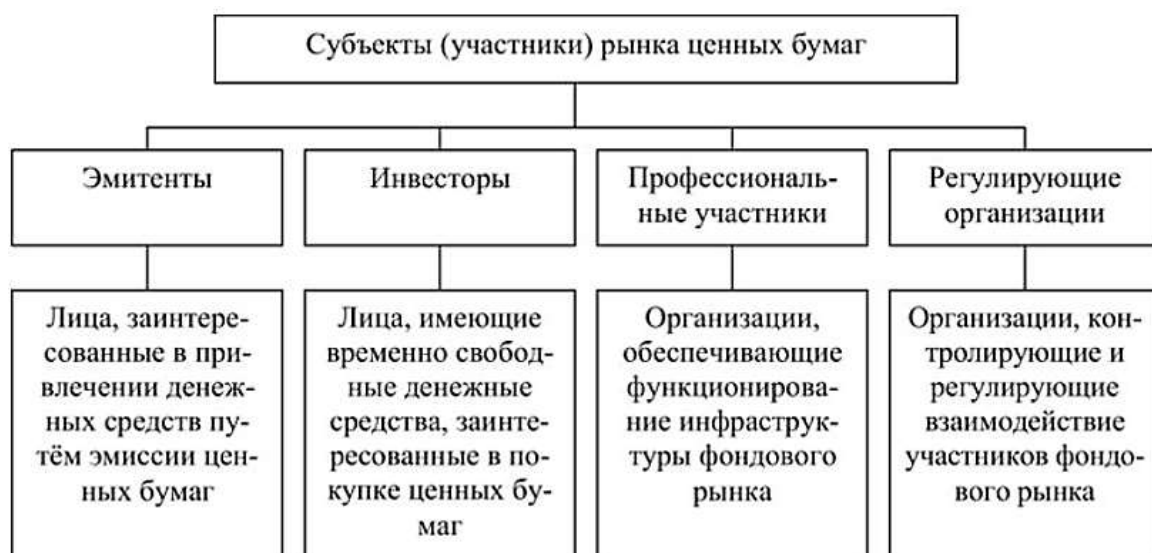


Рисунок 1.3 – Субъекты рынка ценных бумаг

Ценные бумаги, как и любой товар, имеют определенный жизненный цикл, который представляет собой несколько фаз. Первая фаза заключается в создании и выпуске ценных бумаг. Далее следует их первичная эмиссия. В последующем ценные бумаги поступают в обращение, где они продаются и покупаются различными участниками фондового рынка. На завершающей фазе происходит их выкуп (погашение). Основываясь на жизненном цикле ценных бумаг, выделяют первичный фондовый рынок, на котором размещаются выпущенные ценные бумаги и вторичный, где осуществляется процесс обращения с ними.

Рассмотрим первичный рынок, на котором мобилизуются и инвестируются свободные средства в различные сектора российской экономики. Инвесторы, формирующие спрос на ценные бумаги, и эмитенты, определяющие предложения по ним, являются основными участниками первичного фондового рынка ценных бумаг. Отметим, что эмитентами могут быть различные корпорации, федеральное правительство, муниципалитеты.

Особенность первичного рынка определяется его значением как регулятора рыночной экономики, так как критерием торговых отношений между эмитентами и инвесторами становится доход, который можно получить от инвестиций в ценные бумаги. На доход от вложений оказывает влияние накопления и инвестиции, а точнее их размеры. При этом, доход позволяет поддерживать соблюдение пропорциональности в экономике, которая отвечает критерию максимальной прибыли. Таким образом, доход определяет темпы, масштабы и эффективность государственной экономики [8].

Как уже отмечалось ранее, в ценные бумаги могут инвестировать свои средства как частные (индивидуальные), так и институциональные участники финансового рынка. Их

соотношение свидетельствует как о состоянии кредитной системы, в частности, так и об уровне экономического развития страны в целом. Так в развитых странах большая часть участников представлена различными фондами, банками, страховыми и иными компаниями, то есть институциональными участниками.

Вторичный рынок ценных бумаг характеризуется спекулятивной деятельностью, так как его участники (спекулянты) получают прибыли с продаж, которая определяется курсовой разницей. Таким образом, основная деятельность спекулянтов – осуществление купли-продажи ценных бумаг, в следствии чего на рынке постоянно происходит перераспределяется собственность.

Движение капитала – осуществление процесса его миграции из мест, где наблюдаются его излишки в места, в которых он может быть приложен. Таким образом, в целом, на размеры вложений и накоплений в стране вторичный рынок влияния не оказывает.

Однако отметим, что способствует созданию благоприятных условий для размещения ценных бумаг на первичном рынке посредством обеспечения их ликвидности. Инвесторы, приобретая ценные бумаги, определяющим фактором выделяют возможность их перепродажи. Незначительный разрыв между ценой продавца и покупателя, а также минимальные колебания цен между сделками являются характеристиками ликвидного рынка [9].

Фондовая биржа, являясь регулятором финансового рынка, представляет собой традиционную форму вторичного рынка, на которой организуется и функционирует рынок ценных бумаг и иных финансовых инструментов. Именно фондовая биржа обслуживает движение денежных капиталов.

Главной задачей экономической деятельности является получение прибыли. При этом, крайне необходимым становится доступ к информации, которая позволяет объективно оценивать соотношение спроса и предложений, а значит адекватно определять цену сделки как покупателю, так и продавцу. Получение полной и объективной информации дает возможность получения максимальной прибыли.

За историю формирования финансового рынка в нашей стране биржи приобрели универсальный характер. Российская торговая система представлены тремя крупными фондовыми биржами, охватывающих более половины сегментов финансового рынка страны. Крупнейшей среди них является Московская Межбанковская Валютная Биржа. История биржи начиналась в 90-е годы XX века с организации валютных операций, а затем операций с ценными бумагами. На сегодняшний день это одна из первых российских бирж,

которая в настоящее время рассчитывает собственный индекс корпоративных ценных бумаг [10].

Активно развивается в настоящее время система электронных внебиржевых торгов, которая представляет собой основную деятельность Российской Торговой Системы. Особенность этой биржи состоит в ее уникальности – она является первой в истории нашей страны официально признанной биржей, организующей торги между участниками вне биржи.

В качестве альтернативы ММВБ и РТС в конце 90-х годов (официальная дата учреждения 20.02.1997 г.) была организована Московская Фондовая Биржа. Процедуры включения в биржевой список МФБ осуществляются лишь по отношению к наиболее ликвидным ценным бумагам на финансовом рынке. В частности, только МФБ обладает правом торговли акциями ОАО «Газпром» [1].

Деятельность фондовой биржи определяется ее целями, ведущая из которых заключаются в организации рынка ценных бумаг. Достижение данной цели происходит посредством функционирования всех ее элементов: создания единой системы торговли, обеспечение необходимых условий, защиты интересов участников, совершенствование механизмов.

На схеме ниже представлены основные функции фондовой биржи (рис. 1.4).

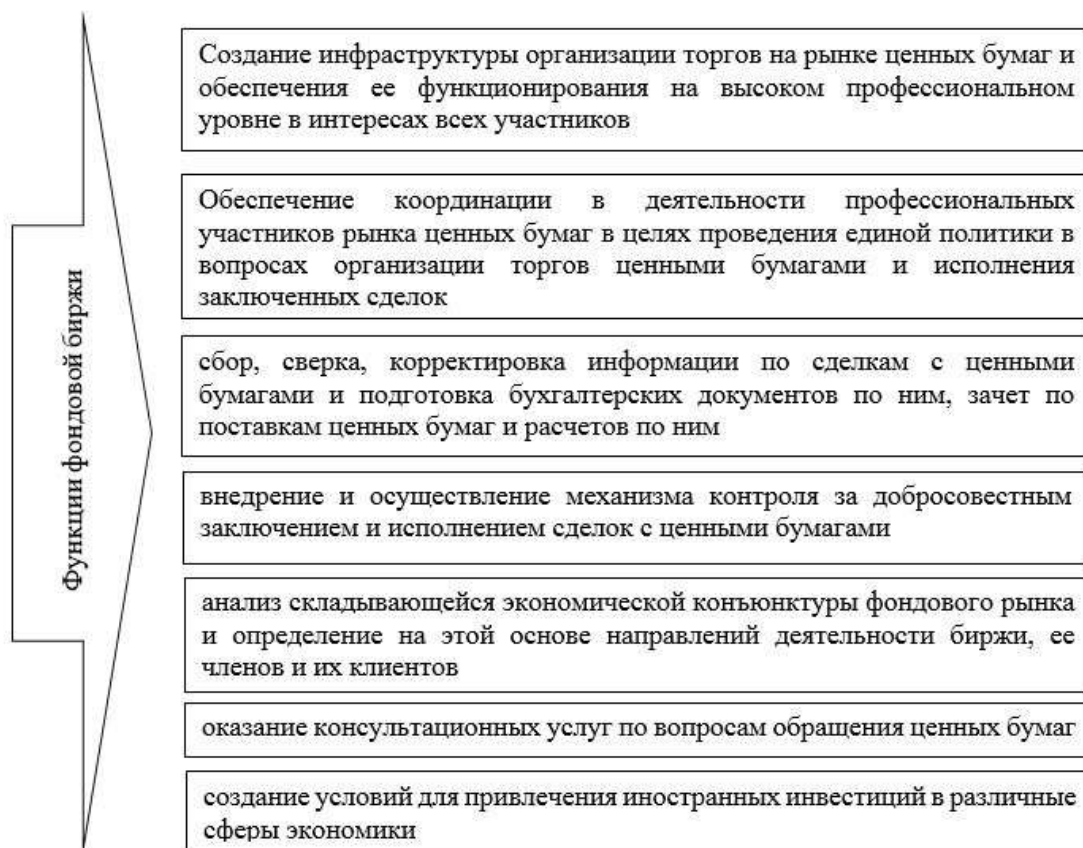


Рисунок 1.4 – Основные функции фондовой биржи

К участию в торгах могут быть допущены лишь компании, отвечающие установленным на бирже правилам. При этом, престиж компании определяется котировкой ее ценных бумаг [11].

На современном этапе в России рынок акций – это наиболее развитый инструментов рынка корпоративных ценных бумаг. В зависимости от организации, которая выпускает акции, их разделяют на два типа: акции «первого эшелона» и акции «второго эшелона».

Первый тип представляет акции, которые характеризуются высокой ликвидностью, так как представляют собой акции крупных, в основном промышленно-производственных корпораций и некоторых их дочерних предприятий. Такие акции включены в список ценных бумаг, допущенных к торгам на крупнейших отечественных биржах и в торговых системах, например, ММВБ, МФБ или РТС.

Особое положение в «первом эшелоне» занимают – акции предприятий-монополистов, таких как ОАО «Газпром», РАО «ЕЭС России» ОАО «НК «ЛУКОЙЛ», ОАО «Норильский Никель», ОАО «Сбербанк» и некоторые другие. Акции данных предприятий обозначаются как «голубые фишки» и составляют значительную часть оборота фондовой биржи.

Акции, характеризующиеся низкой ликвидностью, образуют «второй эшелон». Как правило, это акции предприятий машиностроительного и металлургического комплексов, предприятий по переработке в пищевой промышленности, региональные «дочки» монополистов и иных компаний.

Российский рынок ценных бумаг характеризуется определенной структурой инвесторов, где большую часть составляют крупные предприниматели и брокеры, чья деятельность напрямую связана с ценными бумагами. Вторую группу составляют работники предприятий, которые получили (приобрели) акции в процессе приватизации. Такие инвесторы называются пассивными и не оказывают особого влияния. Таким образом несмотря на то, что на современном этапе 27% всего населения нашей страны инвестировали свои финансовые средства в ценные бумаги, однако большой роли они не играют.

До настоящего времени на российском фондовом рынке доминирует спекулятивная деятельность, то есть операции на рынке ценных бумаг, главным образом, строятся на их курсовой разнице, что не способствует обеспечению необходимого вливания финансов в экономику страны. И все это происходит несмотря на то, что на государственном уровне приняты определенные шаги по улучшению ситуации.

На развитие рынка оказывают влияние различные внешние и внутренние факторы, которые способны создать серьезные проблемы для отечественных и зарубежных

инвесторов. Прежде всего это неустойчивость экономического развития страны. Нестабильность в экономике определяет высокий уровень рисков инвестирования в акции каких-либо предприятий. При этом, увеличивается опасность нарушения (и даже разрыва) отлаженных экономических связей, что приводит к потере инвестиционной привлекательности ценных бумаг.

Существует и ряд других проблем, которые затрудняют развитие рынка ценных бумаг. Одним из них является недостаток ликвидности по качественным активам. Это происходит по причине того, что значительная часть отечественных акций приобретается зарубежными инвесторами, а значит уходит из страны. Другая проблема связана с высоким риском вложений, который определяется нестабильным экономическим развитием в России. Именно отсутствие постоянного и стабильного развития хозяйства страны не позволяет осуществлять долгосрочные вложения, таким образом сдерживая инвестирование. Кроме того, существующие механизмы правового регулирования рынка не всегда могут обеспечить защиту интересов и прав инвесторов.

Все вышеперечисленные проблемы определяют направления развития фондового рынка, которые позволят усилить позиции России на мировом рынке капитала. А именно, необходимо рационально использовать отечественные сбережения и формировать эффективные механизмы привлечения и перераспределения капитала экономике страны. Кроме того, важно стимулировать инвестиционную активность.

Необходимо отметить, значительную роль иностранного инвестирования в российский рынок, на которых приходится более половины оборота по акциям отечественных компаний. Поэтому важнейшие перспективные задачи должны предусматривать следующие направления, которые позволят улучшить состояние фондовых рынков:

- обеспечение стабильности,
- минимизация колебаний,
- снижение активности финансовых спекулянтов посредством прозрачности и информативности,
- уменьшение долговых рисков, главным образом иностранных,
- создание системы страхования от возможных неблагоприятных явлений как на отечественном, так и на мировом экономическом рынках.

На основе проведенного теоретического анализа сущности понятия, классификации и способов организации фондовых рынков, можно сделать определенные заключения:

1. Фондовый рынок – важнейшая часть финансовой системы любого государства, отражающая уровень ее экономического и социального развития. Как и любая

система, фондовому рынку присущи определенные функции и механизмы их реализации. Важнейшей функцией является привлечение и концентрация средств акционеров (вкладчиков) в производство с целью его организации и расширения.

2. На отношение к фондовым биржам населения нашей страны в значительной степени повлияло время из формирования (90-е годы XX века), что объясняет невысокую долю участия физических лиц и низкий уровень доверия к биржам.

3. Система фондового рынка России характеризуется гибкостью, динамичностью и объективной реакцией на происходящие изменения. В тоже время, эта развивающаяся структура является предсказуемой и отражает стратегию рыночных отношений по основным направлениям их развития.

#### **1.4 Классические методы анализа фондового рынка**

Прогнозирование стоимости акций сыграло очень важную роль в инвестициях, поскольку эффективные прогнозы цен на акции могут дать рекомендации по торговым стратегиям. Однако нет никакой гарантии, что прогноз цены акций с использованием исторических данных будет точным на 100% из-за неопределенности в будущем. Например, цена акций может колебаться в зависимости от политических и экономических условий. Выделяют два основных подхода к прогнозированию курсов акций: традиционные методы, применяемые инвесторами на фондовом рынке, и математические модели. Традиционный подход включает в себя фундаментальный и технический анализ. Математический подход к прогнозированию представлен статистическими методами, моделями на основе нейронных сетей, генетическими алгоритмами, моделями системной динамики и многими другими. Таким образом, инвесторы одновременно использовали фундаментальный и технический анализ для прогнозирования цены акций.

Фундаментальный анализ — это метод оценки внутренней стоимости акций путем анализа различных внутренних и внешних факторов, которые могут повлиять на стоимость акций или компании. Фундаментальные факторы включают деловую среду, финансовые показатели, экономические данные, а также социальное и политическое поведение [63].

Фундаментальный анализ включает в себя изучение экономических факторов, влияющих на цену акции. К таким факторам относятся баланс и отчет о прибылях и убытках. Бухгалтерский баланс представляет собой финансовый отчет, который предоставляет информацию об активах компании, обязательствах, а также собственном капитале ее акционеров в определенный момент времени. По сути, балансовый отчет дает информацию о том, чем владеет компания и что она должна, а также о сумме, которую инвесторы вложили в нее. Отчет о прибылях и убытках — это еще один тип финансового

отчета, который дает краткий обзор результатов деятельности компании, предоставляя информацию об их доходах, расходах и чистой прибыли / убытке с течением времени.

Технический анализ — это метод прогнозирования будущих цен на акции с использованием исторических данных. Этот метод фокусируется на анализе тенденций цен на ценные бумаги, таких как ежедневные цены открытия, максимума, минимума и закрытия. Кроме того, другие функции могут быть рассмотрены и использованы в техническом анализе для повышения точности прогнозирования, например, индекс объема и относительной силы (RSI) [69].

Цель технического анализа состоит в том, чтобы предвидеть, что думают другие держатели акций, на основе доступной информации о цене и объемах акций. Технические аналитики используют ряд различных типов индикаторов, рассчитанных на основе прошлой истории цены и объема акций, для прогнозирования будущих цен. В целом, ключом к техническому анализу является тренд. Практики технического анализа утверждают, что тенденции цен на акции вызваны дисбалансом между спросом и предложением акций, который отражается в ценах покупки и продажи. Из зашумленных данных о ценах на акции технические аналитики пытаются извлечь закономерности. Технический анализ в значительной степени является качественным, поскольку он опирается на визуальный анализ биржевых графиков [70].

## 2 Применение нейросетевых моделей в задачах прогнозирования стоимости акций

В последнее время одной из самых популярных задач, при решении которой используют нейросетевые модели, является задача прогнозирования.

Котировки акций — это сложный нестационарный временной ряд, который подвергается влиянию самых различных факторов. Как следствие, появление разнообразных методов, использующихся при анализе и прогнозировании будущих значений цен акций [72].

Прогноз выстраивается на предсказании событий, которые могут произойти в будущем. Например, мы имеем заданное  $n$ -ное количество определенных значений  $\{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n)\}$ , которые меняются с течением времени  $t_1, t_2, \dots, t_n$ . Задачей прогнозирования в этом случае будет предсказывания значения  $y(t_{n+1})$  в будущий момент времени  $t_{n+1}$  [53].

Уменьшение рисков при принятии решений является первостепенной целью прогнозирования. Неточности и ошибки в составлении прогнозов, главным образом связаны, с использованием систем для прогнозирования. В качестве наглядного примера можно привести прогнозирование цен на фондовой бирже, погоды, потребления электроэнергии или отказов технических систем.

Построение искусственных нейронных сетей основано на принципе работы нервной системы. Они являются совокупностью искусственных нейронов, которые взаимодействуют между собой [46].

Нейрон представляет собой ячейку, в которой происходит обработка информации. Именно в нейроне, поступающая информация, обрабатывается определенным способом и передается дальше. Наличие в нейронах нелинейной функции активации выхода является чертой, отличающей нейросети от методов классического машинного обучения. Эта особенность обеспечивает возможность моделирования более сложных зависимостей, чем взвешенная сумма исходных параметров или другое определенное математическое преобразование [13].

### 2.1 LSTM – Модели долгой краткосрочной памяти

Среди моделей временных рядов выделяются модели долгой краткосрочной памяти (LSTM), которые имеют возможность прогнозировать динамику рынка на произвольное количество шагов.

Самая большая особенность рекуррентных нейронных сетей, которая была улучшена и продвигалась Алексом Грейвсом, заключается в том, что можно получить долговременную зависимую информацию о данных. LSTM широко используется во многих



областях и добился значительных успехов во многих задачах. Поскольку LSTM может запоминать долговременную информацию о данных, дизайн LSTM позволяет избежать проблемы долговременной зависимости. В настоящее время LSTM является очень популярной моделью прогнозирования временных рядов [47].

В состав модуля (ячейки) LSTM входят 5 основных компонентов. С помощью данных компонентов происходит моделирование долгосрочных и краткосрочных данных. Ячейка изображена на рисунке 2.1.

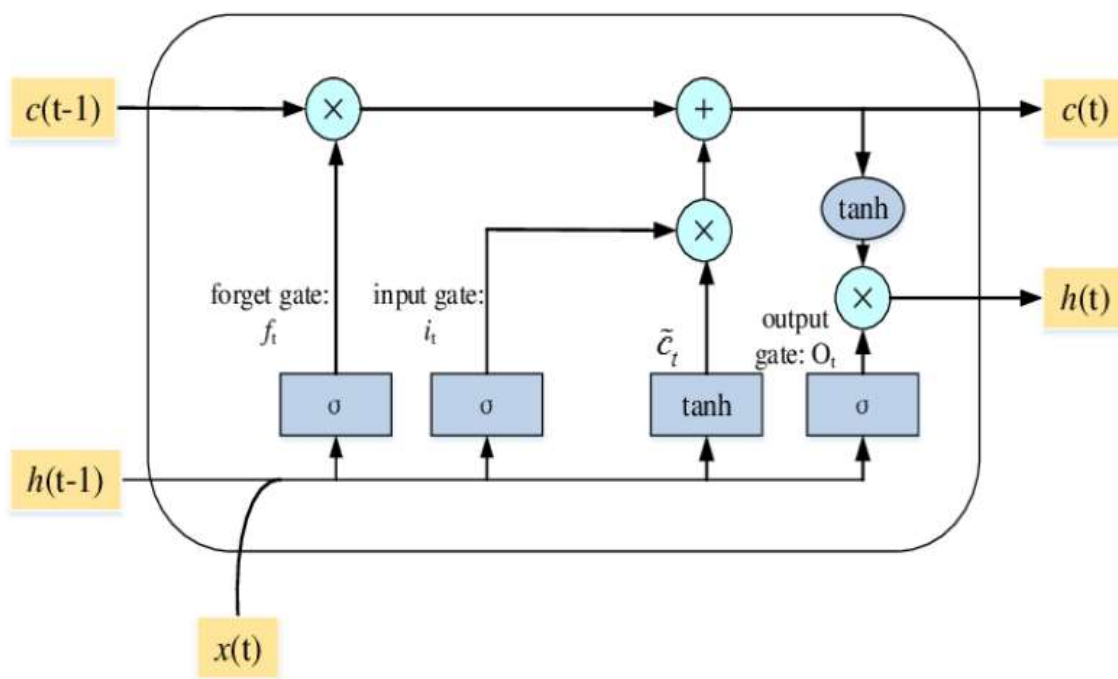


Рисунок 2.1 – Ячейка LSTM [48]

Рассмотрим устройство ячейки LSTM подробнее. Как видим на рисунке 2.1, она состоит из нескольких частей. Состояние ячейки ( $ct$ ) представляет собой ее внутреннюю память. Она хранит как краткосрочную, так и долгосрочную информацию. Скрытое состояние ( $ht$ ) обеспечивает информацию о состоянии вывода. Эта информация определяется соотношением данных о вводе и предыдущего скрытого состояния. Помимо этого, скрытое состояние позволяет извлечь либо один из видов памяти (краткосрочную или долгосрочную) оба типа, что может быть полезным при последующем прогнозировании.

С помощью входного вентиля ( $it$ ) происходит определение количества информации, поступающей от текущего входа в состояние ячейки. Функция отслеживания информации о текущем вводе и предыдущем состоянии ячейки, перетекающем в текущее состояние ячейки, лечит на воротах забвения ( $ft$ ). Функция выходного вентиля( $ot$ ) заключается в

отслеживании информации, которая осуществляет переход из текущего состояния ячейки в скрытое состояние. Это является важным, так как позволяет обеспечить выбор LSTM одного или сразу обоих типов воспоминаний: долгосрочного и краткосрочного.

## 2.2 EMD – Метод эмпирической модовой декомпозиции

Эмпирическая модовая декомпозиция (Empirical Mode Decomposition, EMD) является составной частью преобразования Гильберта-Хуанга [48], которое происходит в два этапа.

На первом этапе осуществляется преобразование эмпирических мод или внутренних колебаний (Intrinsic Mode Functions, IMF) с помощью алгоритма EDM. На следующем этапе используя преобразования Гильбера на их основе происходит определение мгновенного спектра исходной последовательности. Отметим, что преобразования Гильберта-Хуанга дают возможность нахождения мгновенного спектра нелинейных нестационарных последовательностей.

Таким образом, предназначение эмпирической модовой декомпозиции, которая является составной частью преобразования Гильберта-Хуанга, состоит в том, чтобы работать с данными последовательностями (рис.2.2).

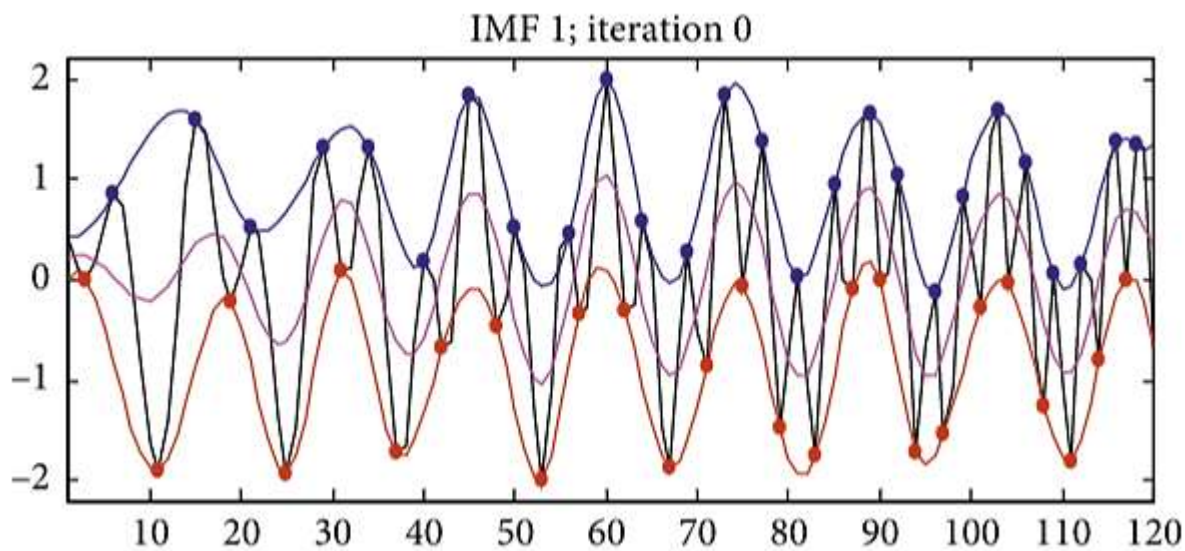


Рисунок 2.2 – Схема процесса декомпозиции последовательностей [48]

Декомпозиция по эмпирическим модам является эффективным методом декомпозиции данных временных рядов. Благодаря общим локальным особенностям данных временных рядов метод EMD извлек из них необходимые данные и получил очень хорошие результаты в прикладных областях. Следовательно, многие ученые успешно

применяют метод EMD во многих областях. Предпосылкой для декомпозиции EMD является наличие следующих трех допущений [34]:

1. Сигнал следующего уровня должен содержать более двух крайних значений: одно минимальное значение, а другое максимальное значение.
2. Определите временную шкалу характеристики сигнала на основе разницы во времени между двумя экстремальными значениями.
3. Если данные имеют только точку перегиба и не имеют экстремума, для выявления экстремума требуется больше суждений.

Ниже приводится краткое описание процесса декомпозиции:

1. Предположим, есть сигнал  $s(i)$  с черной линией на рисунке 2.2. Экстремальное значение сигнала показано красной и синей точками. Сформируем верхнюю линию обтекания через все синие точки и сформируем нижнюю линию обтекания через все красные точки.

2. Рассчитаем среднее значение нижней и верхней линий загиба, чтобы сформировать среднюю фиолетово-красную линию  $m(i)$ . Здесь нужно задать линию расхождения  $d(i)$  как:

$$d(i) = s(i) - m(i)$$

3. Оцените, является ли линия несоответствия  $d(i)$  IMF (Международный валютный фонд) в соответствии с правилами оценки IMF. Если линия несоответствия  $d(i)$  соответствует правилам суждения IMF, строка несоответствия  $d(i)$  является  $i$ -м IMF  $f(i)$ . В противном случае линия несоответствия  $d(i)$  считается сигналом  $s(i)$  и повторяются два шага выше, пока  $d(i)$  не будет соответствовать правилам оценки международного валютного фонда. После этого IMF определяется, исходя из формулы 2.1:

$$f(t) = d(t), t = 1, 2, 3, \dots, n - 1 \quad (2.1)$$

4. Рассчитать и получить IMF по  $f(t)$  можно по формуле 2.2:

$$r(t) = s(i) - c(t), \quad (2.2)$$

где  $r(t)$  – остаточный сигнал.

5. Повторяем выполнение четырех вышеописанных шагов  $N$  раз, пока рабочее состояние не будет соответствовать условиям остановки. Получаем значение  $N$  IMF, которые соответствуют значениям из системы уравнений 2.3:

$$\begin{cases} r_1 - c_2 = r_2 \\ r_{N-1} - c_N = r_N \end{cases} \quad (2.3)$$

Наконец, следующее уравнение, рассчитанное по формуле 2.4 выражает состав исходного сигнала  $s(i)$ :

$$s(i) = \sum_{j=1}^N f_i(t) + r_j(t) \quad (2.4)$$

### 2.3 KNN – Метод k ближайших соседей

Среди методов анализа рынков наибольшая популярность принадлежит методу ближайших соседей (k Nearest Neighbors, или kNN). Данный метод может быть использован и при решении регрессивных задач. Многие специалисты называют метод kNN, также, как и метод дерево решений, понятным и удобным при проведении классификации [30].

Если объяснять метод простым языком, то его суть заключается в следующем: для понимания и определения себя, необходимо взглянуть на своих соседей, которые преобладают в твоём окружении. В основе метода лежит гипотеза компактности. Данная гипотеза гласит, что при удачном введении расстояния между примерами в метрике, идентичные примеры, находящиеся в одном классе, будут встречаться чаще, чем разные.

Основываясь на приведенном выше методе, рассмотрим пример с шариками различного цвета. Как видим на рисунке 2.3, зеленый шарик, который используется в качестве тестового примера, оттесняется к классу «синих», а не к классу «красных».



Рисунок 2.3 – Правило k-ближайших соседей на примере шариков

Основная логика метода k ближайших соседей заключается в том, чтобы исследовать окружение и предположить, что тестовая точка данных похожа на них, и в итоге получить результат. Благодаря данному методу мы ищем k соседей и делаем прогноз.

Чтобы классифицировать каждый объект тестовой выборки существует определенный алгоритм, который включает в себя следующие шаги:

1. Вычисление расстояния до каждого из объектов обучающей выборки.
2. Отбор k объектов обучающей выборки. При этом признаком для отбора является минимальность расстояния.
3. Определение класса объекта осуществляется по k ближайшим соседям, которые наиболее часто встречаются.

Отметим, что адаптация метода под задачи регрессии происходит с легкостью. Уже при выполнении трех шагов, происходит возвращение не метки, а среднего (или медианного) числа, которое показывает значение целевого признака среди соседей.

Ленивость является характерной особенностью данного подхода, которая выражается в том, что начало расчетов происходит лишь в тот момент, когда тестовый пример будет классифицирован. До этого момента построение модели не происходит. Именно эта характеристика модели отличает ее от модели дерева принятия решений [29].

Метод ближайших соседей имеет широкий спектр применения в машинном обучении. Кроме того, активно используется в статистике, где он известен как линейная регрессия.

Таким образом, данный метод хорошо разработан и изучен и имеет значимые теоремы, которые строятся на том, что метод ближайших соседей, использующий «бесконечные» выборки является оптимальным методом для проведения классификаций. При этом, если согласится с точкой зрения авторов книги «The Elements of Statistical Learning», то метод kNN можно назвать теоретически идеальным алгоритмом, имеющим ограничения лишь вычислительными возможностями и проклятием размерностей.

## **2.4 CNN – Свёрточная нейронная сеть**

Свёрточная нейронная сеть (CNN) представляет собой алгоритм глубокого обучения. Этот алгоритм может осуществлять определенные действия. Во-первых, он способен принять изображения на входе и ранжировать их по степени важности, в зависимости от выставленных параметров (вес, смещение) или же рассортировать (классифицировать) их. Отметим, что в этом случае затрачивается меньше ресурсов на предварительную обработку. Применение простых (примитивных) методов требует механической (ручной) фильтрации. Поэтому использование CNN при фильтрации по определенным признакам является эффективным, ведь данные сети легко этому обучаются [16].

Хочется подчеркнуть, что толчком для создания архитектуры CNN стал человеческий мозг, а точнее его структурные связи между нейронами коры головного мозга, отвечающими за зрение. Так ученые заметили, что определенные нейроны стимулируются отдельными областями коры, отвечающей за зрение, которое называют перцептивное поле. При этом, перекрытие этих полей обеспечивает поле зрения сверточной нейросети [17].

На рисунке 2.4 можно видеть операцию свертки, которая возникает в специфических нейронах сверточной нейронной сети.

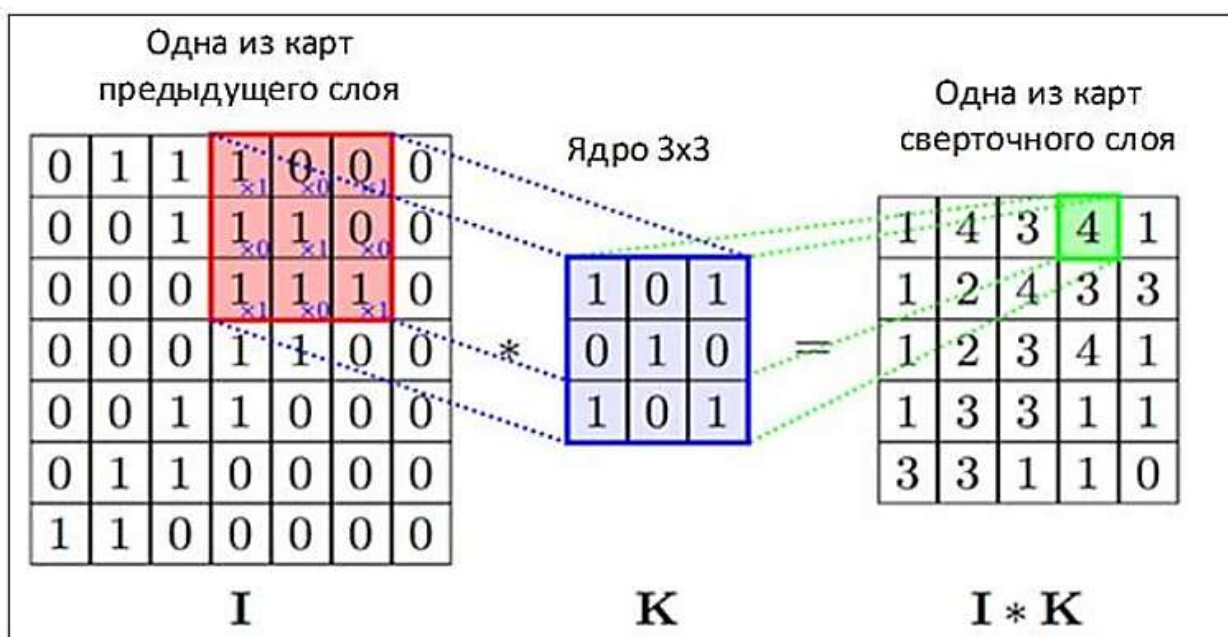


Рисунок 2.4 – Операция свертки

Как видим, операция свертки дает возможность выявления отдельных паттернов в соседних клетках карт. Анализируя представленную схему, можно увидеть, что каждый последующий слой характеризуется усложнением признаков. С целью уменьшения объема карт признаков при увеличении глубины тензора, которая происходит благодаря большому количеству фильтров свертки, необходимо произвести добавку в сверточные нейросети слоев подвыборки. Эти слои подвыборки дают возможность выявления наиболее ярких черт изображения [16].

## 2.5 Слои нейросети

### 2.5.1 Сверточные слои

Слой свёртки — это основной блок свёрточной нейронной сети. Слой свёртки включает в себя для каждого канала свой фильтр, ядро свёртки которого обрабатывает предыдущий слой по фрагментам (суммируя результаты матричного произведения для каждого фрагмента). Весовые коэффициенты ядра свёртки (небольшой матрицы) неизвестны и устанавливаются в процессе обучения. Особенностью свёрточного слоя является сравнительно небольшое количество параметров, устанавливаемое при обучении.

Хотя CNN традиционно разрабатывались для данных двумерных изображений, их можно использовать для моделирования задач прогнозирования одномерных временных рядов.

Одномерные временные ряды — это наборы данных, состоящие из одной серии наблюдений с временным порядком для извлечения из серии прошлых наблюдений, чтобы предсказать следующее значение в последовательности.

Одномерный сверточный слой (Conv1D) свертки подразумевает собой временную свертку. Этот слой создает ядро свертки, которое свертывается с входом слоя в едином пространственном (или временном) измерении для получения тензора выходных данных. Если значение параметра `use_bias` равно `True`, то создается и добавляется к выходным данным вектор смещения. Наконец, если активация не `None`, она применяется и к выходам.

Conv2D — это 2D сверточный слой (например, пространственная свертка над изображениями). Этот слой создает ядро свертки для создания тензора выходов.

Conv3D — это 3D сверточный слой (например, пространственная свертка над объемами). Этот слой создает ядро свертки, которое свернуто со слоем ввода для создания тензора выходов.

### **2.5.2 Плотный слой Dense**

Плотный слой — это обычный глубоко связанный слой нейронной сети. Это самый распространенный и часто используемый слой. Плотный слой выполняет нижеприведенную операцию на входе и возвращает вывод.

Слой Dense реализует операцию:  $\text{output} = \text{activation}(\text{dot}(\text{input}, \text{kernel}) + \text{bias})$  где `activation` функция активации, переданная в качестве `activation` аргумента, `kernel` является матрицей слоя весов, и `bias` представляет собой вектор смещения, созданный слоем.

## **2.6 Гибридные модели**

Гибридные модели объединяют в себе несколько групп методов, что позволяет характеризовать их как универсальные модели, способные составить качественный прогноз. Применение гибридных моделей расширяют возможности анализа рынка. Используя их, можно прогнозировать как отдельные изменения рынка, так и обнаружить зависимость данных на различных этапах прогнозирования. Отметим, что качество прогнозирования зависит, прежде всего, от того, как настроена модель. Чтобы получить оптимальные параметры предсказывающей модели, применяют дополнительные алгоритмы.

Назовем некоторые временные ряды групп, которые используются при анализе. Рассмотрим лишь некоторые из них, имеющие наиболее широкое применение:

### **1. Использование статистической модели в сочетании с нейросетью.**

Их применяют для прогнозирования различных составляющих временного ряда, которые включают в себя линейную и нелинейную [18], либо цену и общий тренд. С помощью данного метода можно создать систему ARIMA-GRU, которая позволит спрогнозировать цены и последующий тренд.

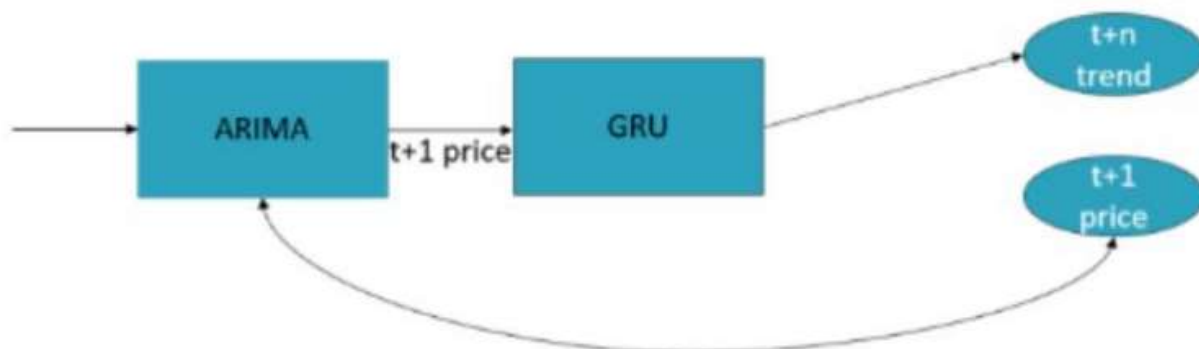


Рисунок 2.5 – Вариант архитектуры ARIMA-GRU для предсказания цены и последующего тренда

## **2. Использование нейросети при создании алгоритмов машинного обучения.**

Объем и структура данных на вводе определяют, насколько качественно будет работать нейронная сеть. Подчеркнем, что крайне важным является осуществление контроля вычислительной сложности и предотвращение переобучения системы. Благодаря созданным машиной алгоритмам обучения, появляется возможность генерации набора признаков, которые позволяют в дальнейшем производить обработку с применением нейронной сети [23].

## **3. Использование сочетаний различных нейросетей.**

Для создания модели переменной в динамике необходимо выявить зависимость различными показателями (например, зависимость между признаками или во времени). Нахождение такой сложной зависимости становится возможным при применении различных по типу нейросетей. Различных нейронных сетей (архитектура LSTM-GRU) можно видеть на рисунке 2.6, представленном ниже [24].



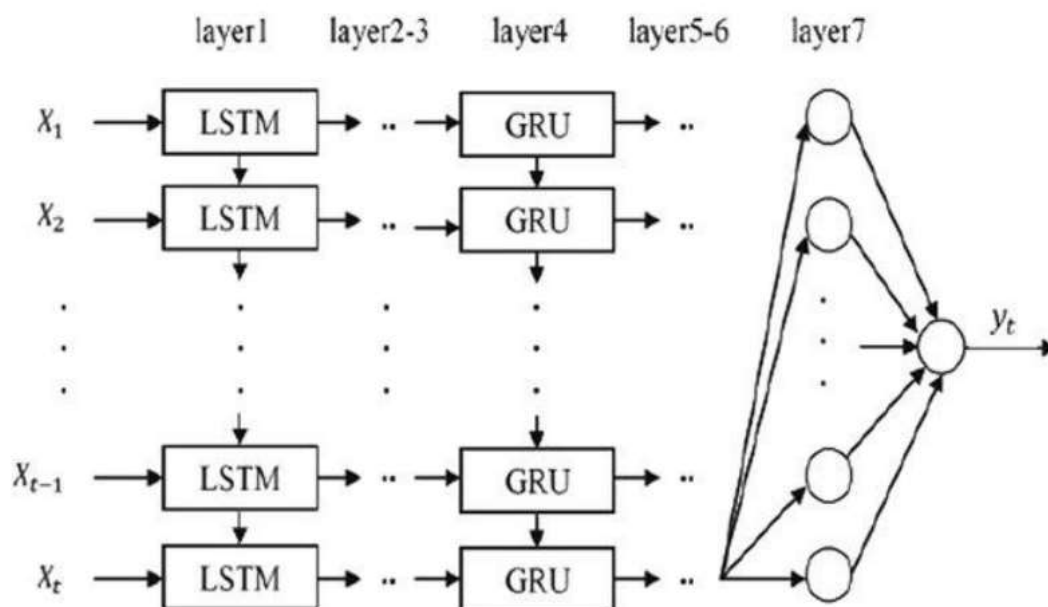


Рисунок 2.6 – Пример архитектуры LSTM-GRU

#### 4. Метод CNN-LSTM

Принцип работы нейросетей CNN и LSTM уже описан, в данной работе объединение модулей CNN и LSTM происходит последовательно. То есть, исходные данные проходят слои CNN и после этого передаются в модуль LSTM, после чего формируется численный прогноз при помощи полносвязного слоя из одного нейрона. Последовательность и параметры слоев внутри модулей будет определена на основе экспериментальных исследований [25].

Модель CNN-LSTM состоит из входного слоя, сверточного слоя, слоя объединения, слоя сглаживания, слоя LSTM и полностью связанного слоя. Сверточный слой извлекает пространственные характеристики из цены фьючерса на углерод в соседний момент времени с помощью операции свертки и выводит карты характеристик. Сверточная нейронная сеть — это популярная модель глубокого обучения, которая часто используется в области распознавания изображений. Преимущество CNN в том, что она может фиксировать пространственные особенности в наблюдениях. Одномерная сверточная нейронная сеть используется для извлечения отличительных признаков пространственных отношений [26].

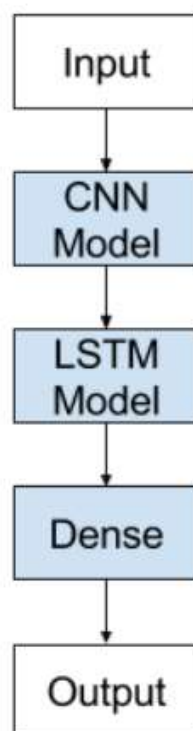


Рисунок 2.7 – Архитектура гибридной модели CNN-LSTM

#### 4. Метод EMD-LSTM

Модель EMD-LSTM обеспечивает лучшую производительность, чем базовая модель LSTM. Важной особенностью EMD является то, что он способен представлять нелинейный и нестационарный сигнал как сумму физически значимых частотно-временных составляющих. Прогноз цен на акции зависит от множества факторов и представляет собой нелинейную сложную модель. EMD успешно использовался во многих приложениях, таких как извлечение показателей жизнедеятельности из биологических сигналов, удаление помех из сигнала и анализ климата. Алгоритмы декомпозиции эмпирических мод, разлагающие временные ряды на различные частотные спектры, относятся к числу методов, которые могут быть эффективными при анализе финансовых временных рядов [83].

В выбранном типе гибридной модели EMD принимает на вход одномерный временной ряд и создает пространство признаков для дальнейшей обработки данных сетью LSTM, оптимальная конфигурация которой определена экспериментально.

#### 2.7 Преимущества и недостатки применения нейросетевых моделей при прогнозировании стоимости акций

Благодаря большому успеху за последние несколько лет, нейросетевые модели изменили способ использования информации инвесторами и предлагают оптимальные

аналитические возможности для всех типов инвестиций. Таким образом, нейросетевые модели являются важным инструментом содействия финансовым инвестициям. Эти методы включают кластеризацию, прогнозирование, классификацию и другие (например, оптимизацию портфеля).

В результате теоретического изучения нейросетевых моделей были получены показатели конкурентоспособности по каждому алгоритму. На их основе была составлена сводная таблица плюсов и минусов каждой модели в отдельности 2.1.

Таблица 2.1 – Сравнительный анализ нейросетевых моделей

| Метод машинного обучения                            | Преимущества   | Недостатки  |
|---|--|---|
| <b>CNN: Сверточная нейронная сеть</b>               | + Независимость влияния алгоритмов к повороту и сдвигу   | - Продолжительное время обучения (несколько дней и более) для нейронной сети с числом слоёв свёртки свыше двух                  |
|   | + Обучается при помощи классического метода обратного распространения ошибки, при этом могут быть задействованы и другие методы обучения сети  | - Пригодна, по большей части, только для распознавания изображений  |
|   | + Использование ядер свёртки даёт, в сравнении с полносвязанной нейросетью, меньшее количество настраиваемых весовых коэффициентов, что приводит к уменьшению времени и вычислительных ресурсов на обучение сети | - Большая вероятность переобучения сети при недостаточном количестве примеров при обучении с учителем                           |
| <b>EMD: Метод эмпирической модовой декомпозиции</b> | + Позволяет проецировать нестационарный сигнал на частотно-временную плоскость с использованием монокомпонентных сигналов, что делает его адаптивным по своей природе  | - Определение экстремумов изображения (или поверхности) и выбор метода интерполяции для применения на множестве точек рассеяния |
|   | + Не требует заранее заданного набора математических функций   | - Частое появление смешивания мод   |
|   | + Может обрабатывать адаптивные нестатические сигналы  |   |

|  |  |  |
|--|--|--|
| <b>KNN: Метод k ближайших соседей</b>    | + Алгоритм прост и легко реализуем   | - Всегда нужно определять оптимальное значение k.  |
|  | + Не чувствителен к выбросам   | - Алгоритм работает значительно медленнее при увеличении объема выборки, предикторов или независимых переменных                              |
|  | + Нет необходимости строить модель, настраивать несколько параметров или делать дополнительные допущения                             | - Большие вычислительные затраты во время выполнения   |
| <b>LSTM: Долгая краткосрочная память</b> | + Способность анализировать и использовать взаимодействия и закономерности, существующие в данных, посредством процесса самообучения | - Отсутствует механизм индексации памяти при записи и чтении данных. Количество ячеек памяти привязано к размеру рекуррентных весовых матриц |
|  | + Делает хорошие прогнозы, потому что анализирует взаимодействия и скрытые закономерности в данных                                   |  |
|  | Хорошо запоминает информацию в течение длительного времени   |  |

## 2.8 Методы оценивания качества прогноза

Обратим внимание на то, что, составляя прогноз, зачастую забывают о способах, которые необходимо использовать при оценке результата. И в реальности мы видим составленный прогноз, однако не имеется сопоставления его с фактом. Кроме того, достаточно часто встречается другая ошибка, когда используются две и более моделей. При этом, совершенно не ясно их эффективность и точность. Поэтому, чтобы избежать перечисленных недочетов, при численном определении результативности применяют метрики качества.

Для обучения и сравнительной оценки различных архитектур нейронных сетей чаще всего используются метрики MSE (Mean Square Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error) и MDA (Mean Directional Accuracy), так как они оценивают различные характеристики прогнозов моделей (общую ошибку, ошибки относительно величины таргета и верное определение направления изменения соответственно) [86].

Когда нам требуется подогнать кривую под наши данные, то точность этой подгонки будет оцениваться программой по среднеквадратической ошибке (mean squared error, MSE). Среднеквадратическая ошибка рассчитывается по формуле 2.5 [76]:

$$MSE = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (y_i - \widetilde{y}_i)^2 \quad (2.5)$$

где  $MSE$  – Среднеквадратическая ошибка,

$n$  – количество наблюдений,

$y_i$  – фактическая координата наблюдения,

$\widetilde{y}_i$  – предсказанная координата наблюдения.

MAPE призван придать модели еще более наглядный смысл. Расшифровывается выражение как средняя абсолютная ошибка в процентах (mean percentage absolute error, MAPE). Выражается MAPE в процентах. Рассчитывается по формуле 2.6 [75]:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \widetilde{y}_i}{y_i} \right| \quad (2.6)$$

где  $MAPE$  – Средняя абсолютная ошибка в процентах,

$n$  – количество наблюдений,

$y_i$  – фактическая координата наблюдения,

$\widetilde{y}_i$  – предсказанная координата наблюдения.

Среднее абсолютное отклонение (mean absolute deviation, MAD) определяется как частное от суммы остатков по модулю к числу наблюдений. Рассчитывается по формуле 2.7 [77]:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \widetilde{y}_i| \quad (2.7)$$

где  $MAD$  – среднее абсолютное отклонение,

$n$  – количество наблюдений,

$y_i$  – фактическая координата наблюдения,

$\widetilde{y}_i$  – предсказанная координата наблюдения.

### 3 Выбор оптимальной нейросетевой модели при прогнозировании стоимости акций и рекомендации по автоматизации

Напомним, что целью исследования является разработка и программная реализация алгоритма предварительной обработки данных и последующего выполнения прогноза поведения дневных доходностей акций наиболее крупных российских компаний, называемых «голубыми фишками» из различных отраслей экономики: Газпром, ВТБ, Лукойл, Роснефть, Сбербанк, а также, в виду все более возрастающей значимости в современных экономических условиях, курс доллара (USD). "Голубые фишки" представляют собой акции наиболее крупных и надежных компаний со стабильными показателями. Считается, что голубые фишки являются индикаторами всего рынка, то есть определяют направления изменения котировок акций.

Для достижения поставленной цели был определен ряд шагов (этапов), представленный на рисунке 3.1.

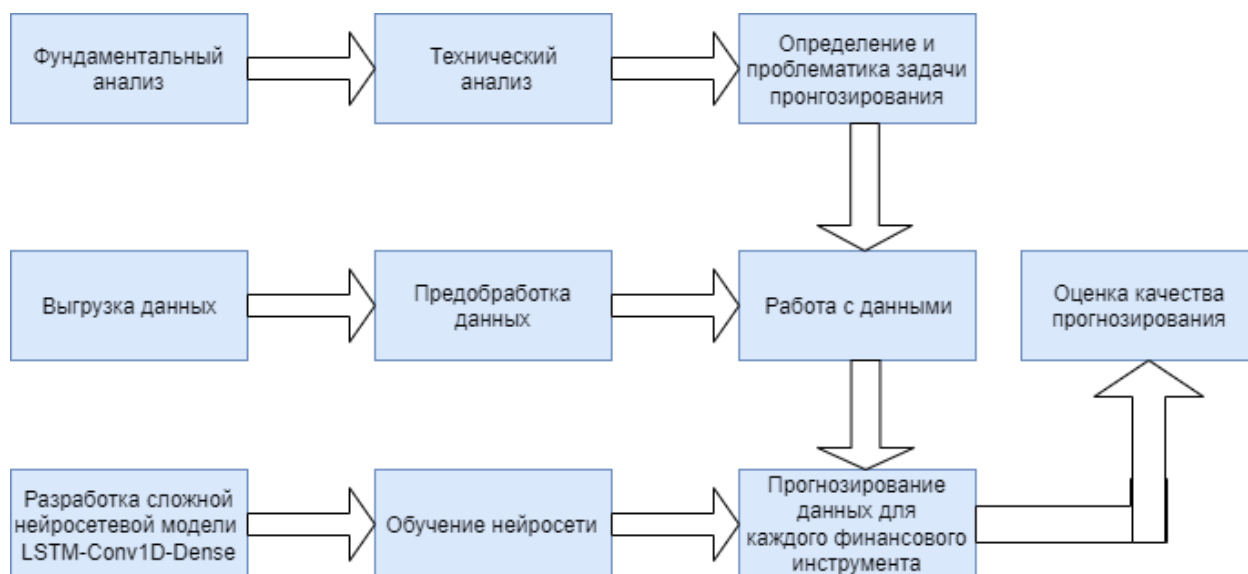


Рисунок 3.1 – Этапы исследования

Из рисунка 3.1 видно, что на первом этапе необходимо было определить вид решаемой задачи. Из первой главы стало ясно, что существует два основных подхода определяющих задачу прогнозирования:

- Фундаментальный анализ.
- Технический анализ.

С помощью технических аспектов были выявлены наиболее проблемные и узкие места в задаче прогнозирования стоимости акций на фондовом рынке.

На втором этапе проведен обзор существующих методов прогнозирования стоимости акций. Кроме того, проведен анализ метрик для оценки качества прогнозирования, чтобы численно определить результативность алгоритмов.

На заключительном этапе необходимо было подготовить данные. Для этого использовался сайт Finam.ru, предоставляющий понятный интерфейс и возможность загрузки данных за определенный период. Для реализации моделей были созданы функции программирования для каждой метрики оценки качества прогноза на языке программирования Python. Посредством изучения особенности каждой нейросетевой модели в отдельности, был составлен сравнительный анализ преимуществ и недостатков.

### **3.1 Постановка проблемы**

Основным выявленным недостатком исследовательских работ в области прогнозирования финансовых временных рядов является то, что в большинстве работ оценка эффективности сложных моделей производится в сравнении с совсем базовыми атомарными моделями, например, ARIMA или LSTM, либо с очень похожими архитектурами. Поэтому данное исследование посвящено сравнению принципиально разных типов моделей. Помимо этого, некоторые статьи противоречат друг другу, так как при сравнении одинаковых методов на различных данных получаются противоположные результаты, так что проверить эти выводы на актуальных показателях российских компаний также имеет смысл.

Для экспериментальных исследований были выбраны следующие модели и слои [4]:

1. LSTM в качестве базовой, наиболее распространенной нейронной сети. LSTM предназначен для создания слоев с долгой краткосрочной памятью для долговременного хранения информации.

2. Dense-слой получает информацию со всех узлов предыдущего слоя. Другими словами, Dense применяется для создания скрытых (полносвязных) слоев сети.

3. Слой Conv1D сглаживает входные временные ряды, поэтому при использовании данного слоя, не нужно добавлять значения скользящего среднего или скользящего стандартного отклонения во входные функции.

4. LSTM + Conv1D + Dense – гибридная модель, объединяющая классическое машинное обучение LSTM, одномерный сверточный слой и плотный слой с последующим слиянием для получения единого прогноза.

Для того, чтобы разносторонне оценить качество прогноза каждой модели будут вычисляться следующая метрика: MSE (Mean Square Error).

Среднеквадратичная ошибка корректирует модель, чтобы минимизировать среднюю сумму квадратов ошибок.

В этом исследовании рассматривается прогнозирование на один шаг вперед, чтобы предотвратить проблемы, связанные с кумулятивной ошибкой предыдущего периода для прогнозирования вне обучающей выборки.

### 3.2 Получение данных и их предобработка

Чтобы эмпирически изучить влияние предложенных методов прогнозирования, в качестве объекта исследования в данной работе строятся нейросетевые модели ежедневных котировок акций крупнейших компаний российского фондового рынка с целью последующего анализа и оценки прогнозных значений ряда.

Рассмотрены временные ряды ежедневных котировок акций следующих компаний: ОАО «Банк ВТБ», Сбербанк России, ПАО «Газпром», «Роснефть», «Лукойл», а также ряд отношений курса валют USD/RUB. Исходные данные – временные ряды ежедневной периодичности за период с 15.01.2012 по 30.12.2021. Отметим, что в данный интервал входит кризисный период в РФ с 2014-2015 года, что поможет проследить динамику корреляции в течении разной экономической ситуации. Также следует отметить, что недостаточный объем обрабатываемых данных может привести к неадекватному поведению сети. Набор данных был загружен с помощью сайта Финам. Фрагмент данных акций компании Сбербанк России представлен на рисунке 3.2.

|    | A          | B          | C          | D          | E          | F         | G |
|----|------------|------------|------------|------------|------------|-----------|---|
| 1  | DATE       | OPEN       | HIGH       | LOW        | CLOSE      | VOL       |   |
| 2  | 16.01.2012 | 83.0000000 | 84.2100000 | 82.5500000 | 83.9500000 | 123816130 |   |
| 3  | 17.01.2012 | 84.8100000 | 85.6500000 | 84.1900000 | 84.6600000 | 196172150 |   |
| 4  | 18.01.2012 | 84.7000000 | 85.5600000 | 83.9500000 | 84.7000000 | 174180770 |   |
| 5  | 19.01.2012 | 85.4500000 | 86.0400000 | 84.7600000 | 85.7000000 | 227251990 |   |
| 6  | 20.01.2012 | 85.9700000 | 86.2800000 | 84.8200000 | 85.1300000 | 160807020 |   |
| 7  | 23.01.2012 | 84.9500000 | 85.6700000 | 83.8200000 | 85.0200000 | 231834010 |   |
| 8  | 24.01.2012 | 84.8500000 | 85.4900000 | 84.4700000 | 85.0400000 | 174275710 |   |
| 9  | 25.01.2012 | 85.5600000 | 87.8700000 | 85.5600000 | 87.0500000 | 332922100 |   |
| 10 | 26.01.2012 | 88.0100000 | 90.8000000 | 87.9700000 | 90.4000000 | 361594410 |   |
| 11 | 27.01.2012 | 89.6700000 | 91.2800000 | 89.6300000 | 90.8000000 | 199805090 |   |
| 12 | 30.01.2012 | 90.1400000 | 90.6900000 | 88.8600000 | 88.9200000 | 176726240 |   |
| 13 | 31.01.2012 | 89.7500000 | 90.9200000 | 89.6100000 | 90.1700000 | 178575700 |   |
| 14 | 01.02.2012 | 89.7400000 | 92.9300000 | 89.1700000 | 92.7500000 | 255001730 |   |
| 15 | 02.02.2012 | 93.1100000 | 93.8500000 | 91.9200000 | 92.6200000 | 238041260 |   |
| 16 | 03.02.2012 | 92.5100000 | 94.7900000 | 92.3200000 | 94.5200000 | 163533170 |   |
| 17 | 06.02.2012 | 94.7800000 | 94.8800000 | 93.4600000 | 93.8000000 | 156500070 |   |
| 18 | 07.02.2012 | 94.0000000 | 94.4500000 | 92.8500000 | 93.4600000 | 173039250 |   |
| 19 | 08.02.2012 | 94.2400000 | 95.3900000 | 94.2200000 | 95.1700000 | 183631880 |   |
| 20 | 09.02.2012 | 95.0800000 | 96.3700000 | 94.6400000 | 95.2800000 | 244795520 |   |
| 21 | 10.02.2012 | 94.5700000 | 94.9300000 | 93.6300000 | 93.9400000 | 154034440 |   |
| 22 | 13.02.2012 | 94.6300000 | 96.3700000 | 94.6300000 | 96.1900000 | 171180880 |   |
| 23 | 14.02.2012 | 95.7800000 | 97.2200000 | 95.3700000 | 96.3600000 | 174425930 |   |
| 24 | 15.02.2012 | 97.3300000 | 97.7700000 | 96.6600000 | 97.2000000 | 169537890 |   |
| 25 | 16.02.2012 | 96.0000000 | 96.4500000 | 95.5000000 | 96.2400000 | 169092850 |   |
| 26 | 17.02.2012 | 97.2700000 | 97.3900000 | 96.4600000 | 96.7600000 | 149148730 |   |
| 27 | 20.02.2012 | 97.6100000 | 98.1600000 | 97.4400000 | 97.5000000 | 96081170  |   |
| 28 | 21.02.2012 | 97.7500000 | 97.7500000 | 96.3100000 | 96.6800000 | 139301920 |   |

Рисунок 3.2 – Фрагмент набора данных о ценах акций компании «Сбербанк России»



Представленные данные имеют следующие параметры:

- а) цена открытия Open – это величина цены в начале выбранного промежутка времени;
- б) цена закрытия Close – это величина цены в конце этого промежутка времени;
- в) максимальная цена High – это максимальная цена за весь этот промежуток времени;
- г) минимальная цена Low – это минимальная цена за весь этот промежуток времени;
- д) объем торгов Volume – рассчитывается как суммарное число акций или лотов, сменивших владельца за торговый период.

Процесс предварительной обработки исходного временного ряда, обучения нейронной сети и получения результатов прогнозирования будет продемонстрирован пошагово для акций компании Сбербанк.

Для реализации нейросетевой модели прогнозирования стоимости акций использовался язык программирования Python. Интегрированной средой разработки был выбран Google Colaboratory – облачный сервис для проведения исследований в машинном и глубоком обучении, который представляет собой онлайн-блокнот Jupyter, не требующий дополнительных установок и позволяющий запускать код на графическом процессоре Nvidia Tesla K80, что значительно ускоряет процесс обучения моделей. В исследовании использовались следующие библиотеки:

- Scikit-learn. Данная библиотека содержит готовые реализации многих алгоритмов машинного обучения, а также метрики оценивания алгоритмов.
- Keras. Нейросетевая библиотека, предназначенная для оперативной имплементации сетей глубокого обучения. Она содержит готовые слои, умеет объединять их между собой в сеть, обучать и реализовывать с ее помощью прогнозы.
- TensorFlow. Библиотека машинного и глубокого обучения позволяет оптимизировать вычисления, производимые во время обучения.
- Matplotlib содержит большой набор средств для визуализации данных в виде двумерных и трехмерных графиков.
- Pandas. Библиотека, предназначенная для обработки и анализа данных. Библиотека pandas используется для наглядного вывода табличной информации.
- Numpy. Библиотека для поддержки больших многомерных массивов данных.

Так как качество прогнозов в значительной степени зависит от входных данных, необходимо также подобрать оптимальный набор данных для обучения и тестирования. Обучающая выборка не должна быть менее года, чтобы учесть сезонные изменения цен

акций и не должна быть слишком большой, чтобы избежать переобучения моделей и чрезмерных затрат временных и вычислительных ресурсов.

Помимо объема выборки, значительную роль играет структура данных: предсказание цены закрытия акций компании может основываться как исключительно на ценах закрытия предыдущих дней, так и на дополнительных данных, таких как цена открытия, максимальная и минимальная за день, а также объем проданных за день акций.

При использовании большого датасета необходима предварительная обработка данных. Начать стоит с создания DataFrame – многомерных массивов с метками для строк и столбцов, а также зачастую с неоднородным типом данных и/или пропущенными данными. DataFrame является одной из самых главных структур данных библиотеки pandas. Эти массивы создаются с индексами по столбцам, в рассматриваемом случае - с цены открытия. Цены акций, используемых в вычислениях, часто увеличиваются со временем, что приводит к выходу большинства значений в тестовом наборе за допустимые пределы. Получается так, что сеть должна предсказать значения, которые она никогда не видела раньше. Очевидно, что рано или поздно модель перестает вести себя адекватно.

В первую очередь для адекватной работы сети в целом, нужно нормировать используемые датасеты. Для этой задачи из библиотеки *scikit-learn* был вызван метод *MinMaxScaler*. Для каждого значения в датасете *MinMaxScaler* вычитает минимальное значение из датасета и делит на диапазон - разницу между исходным максимумом и минимумом (по умолчанию он составляет от 0 до 1). Использование данного класса неслучайно - *MinMaxScaler* позволяет объекту "запоминать" атрибуты данных, в которые помещен. Это не приводит к значительному изменению информации, встроенной в исходные данные. На рисунке 3.3 построены значения набора данных для компании «Сбербанк России» на 400 дней от начальной даты 15.01.2012.

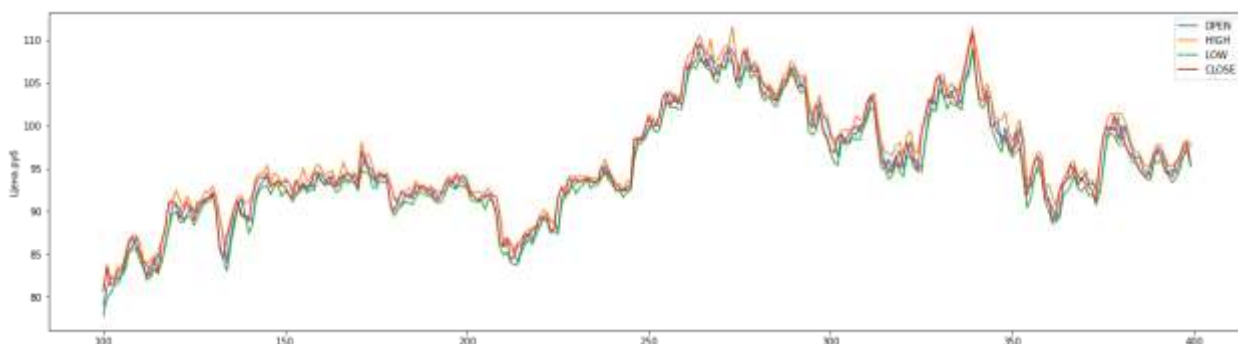


Рисунок 3.3 – Построенный набор данных о ценах акций компании «Сбербанк России» на 400 дней от начальной даты

Значения объема, цены открытия, цены закрытия, минимальной и максимальной цены достаточно близки друг к другу, поэтому слились на графике.

Подготовив данные, можно приступить к их структурированию. В созданных массивах данных тренировочного набора сеть будет учитывать  $x$  значений для прогнозирования  $(x+1)$ -го. Функция *append()* поможет добавить новый элемент в список. Для создания массива класса *ndarray* была задействована функция *np.array*. Далее нужно подготовить массив для его использования в сети в качестве входного сигнала. Функция *reshape()* изменяет форму массива без изменений его данных.

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

- LSTM предназначен для создания слоев с долгой краткосрочной памятью для долговременного хранения информации.
- Sequential используется в качестве графа слоев - модели последовательной сети.
- Dense применяется для создания скрытых (полносвязных) слоев сети.
- Conv1D, Conv2D производят операции свертки, результатом которых являются тензоры, то есть элементы одного линейного пространства преобразовываются в элементы другого.
- Dropout задействован в качестве инструмента для исключения случайного набора узлов с заданной вероятностью в каждом цикле обновления весов сети. Необходим для решения проблемы переобучения сети.
- Concatenate объединяет список входных данных.
- Flatten используется для конвертации входящих данных в меньшую размерность.

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

Задавая поочередно как аргументы в *input\_shape* эти величины можно определить входной LSTM-слой. Например, *input\_shape = (5,3)* означает, что сеть ожидает как минимум один пример, 5 временных шагов и 3 признака. Функция активации является важным параметром слоя - она определяет выходное значение нейрона в зависимости от результата взвешенной суммы входов и порогового значения. По умолчанию в Keras функцией активации для слоя LSTM является *relu*, для полносвязного слоя - линейная функция. На

данный момент *relu* - самая часто используемая функция активации. Она используется для свёрточных нейронных сетей и глубокого обучения для всех слоёв, помимо выходного. Для прогнозирования финансовых временных рядов рекомендуется использовать линейные функции активации.

Далее стоит выбрать алгоритм оптимизации модели обучения, используемый для нахождения весов или коэффициентов, и функцию потерь *loss* в качестве параметров метода *compile* класса *model*. Для данной задачи был использован оптимизатор "*Adam*". Данный вид оптимизации представляет собой метод стохастического градиентного спуска, основанный на оценке моментов первого и второго порядков. Из документации Keras: этот метод эффективен в вычислениях, имеет небольшую потребность в памяти и хорошо подходит для задач с большими объемами данных.

Цель функции потерь - вычислить ошибку, которую модель должна стремиться минимизировать в процессе обучения. В рамках данного исследования в качестве функции потерь была выбрана среднеквадратическая ошибка модели (*mean squared error*).

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

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

### 3.3 Обучение и реализация нейросетевой модели

Перед обучением нейронной сети также необходимо разбить исходную выборку на обучающую и тестовую.

Проверочная выборка берется из векторов *xTrain* и *yTrain*. Для проверочной выборки берется «хвост» данных длиной *valLen*. Данные для проверочной выборки берутся снизу (с конца), чтобы быть максимально близкими к прогнозным значениям. Скажем, в случае

прогноза погоды если взять начало последовательности, то это будут данные столетней давности. За 100 лет ситуация с погодой могла измениться, поэтому использовать их для проверки неправильно.

На практике процесс разбиения выборки производится случайным образом, для случая с прогнозированием данный метод не подходит, так как необходимо, чтобы нейронная сеть не знала данных, которые ей предстоит спрогнозировать. Для этого выборка явно разделяется на две части в некотором соотношении. В данной работе разделение происходит в соотношении 4 к 1.

На рисунке 3.4 представлена схема, демонстрирующая распределение выборки цен акций компании Сбербанк за 10 лет на обучающую и тестовую выборки в данном соотношении.



Рисунок 3.4 – Разделение выборки цен акций компании «Сбербанк России» на обучающую и тестовую в соотношении 4 к 1

Таким образом, в обучающую выборку попадают цен акций за период 15.01.2012 – 06.09.2021, а в тестовую попадают цены акций за период 07.09.2021 – 30.12.2021.

Для исходных временных рядов цен акций компании экспериментальным путем была подобрана модель LSTM, Conv1D слоёв на старте и Dense слоёв в конце, которая имеет наименьший показатель среднеквадратической ошибки при прогнозировании на один день. Данная модель будет использоваться для выполнения прогноза на следующий день.

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

Для решения задачи была разработана нейронная сеть LSTM-Conv1D-Dense, имеющая описанную выше топологию. Алгоритм модели представлен следующим образом: на вход модели подаются подготовленные данные из датасета. Далее данные обрабатываются и проходят через слои LSTM, Conv1D, Flatten, Concatenate, Dense. Каждый из этих слоев выполняет определенные математические операции, в результате чего веса данной модели изменяются. После обучения сети на тренировочных данных, подаются

тестовые данные, которые нейросеть еще не видела. Таким образом можно узнать точность модели.

Для упрощения есть смысл привести параметры работы нейронной сети в таблицу 3.1.

Таблица 3.1 – Параметры сети

|  |                     |
|--|---------------------|
| Количество слоёв LSTM                    | 3                   |
| Количество полносвязных слоёв (Dense)    | 2                   |
| Количество одномерных слоёв (Conv1D)     | 3                   |
| Количество преобразующих слоёв (Flatten) | 4                   |
| Функция активации                        | <i>linear, relu</i> |
| Batch-size                               | 5                   |
| Количество эпох                          | 60                  |

В работе используются следующие функции активации:

1. Rectified Linear Unit (*relu*) — это наиболее часто используемая функция активации при глубоком обучении. Данная функция возвращает 0, если принимает отрицательный аргумент, в случае же положительного аргумента, функция возвращает само число.

2. Линейная функция (*linear*) представляет собой прямую линию, а это значит, что результат этой функции активации пропорционален переданному аргументу. В отличие от предыдущей функции, она позволяет получить диапазон значений на выходе, а не только бинарные 0 и 1, что решает проблему классификации с большим количеством классов.

На рисунке 3.5 показаны структура и процесс разработанной модели LSTM-Conv1D-Dense.



```

Epoch 50/60
451/451 [=====] - 5s 11ms/step - loss: 4.1623e-04 - val_loss: 9.1370e-04
Epoch 51/60
451/451 [=====] - 4s 9ms/step - loss: 3.8690e-04 - val_loss: 7.8734e-04
Epoch 52/60
451/451 [=====] - 4s 9ms/step - loss: 3.6719e-04 - val_loss: 7.1644e-04
Epoch 53/60
451/451 [=====] - 4s 9ms/step - loss: 3.9325e-04 - val_loss: 0.0020
Epoch 54/60
451/451 [=====] - 4s 9ms/step - loss: 3.9896e-04 - val_loss: 9.0470e-04
Epoch 55/60
451/451 [=====] - 4s 9ms/step - loss: 3.6415e-04 - val_loss: 8.0027e-04
Epoch 56/60
451/451 [=====] - 4s 9ms/step - loss: 3.9677e-04 - val_loss: 0.0012
Epoch 57/60
451/451 [=====] - 4s 9ms/step - loss: 3.7903e-04 - val_loss: 0.0017
Epoch 58/60
451/451 [=====] - 4s 9ms/step - loss: 3.6280e-04 - val_loss: 0.0011
Epoch 59/60
451/451 [=====] - 4s 9ms/step - loss: 3.8204e-04 - val_loss: 8.4467e-04
Epoch 60/60

```

Рисунок 3.7 – Прохождение эпохи №60

Метод *fit* возвращает объект, который содержит информацию об изменении потерь с каждой последующей итерацией. Мы можем воспользоваться этим объектом для построения соответствующего графика потерь. Если график стабильно идет вниз, ошибка уменьшается, то можно еще обучать сеть. Дообучение происходило на 15 эпохах, но как правило в программировании счет идет от 0. Оценим качество обучения. По оси x представлена эпоха обучения. Точность на обучающем наборе данных и на проверочном наборе данных представлены на рисунке 3.8.

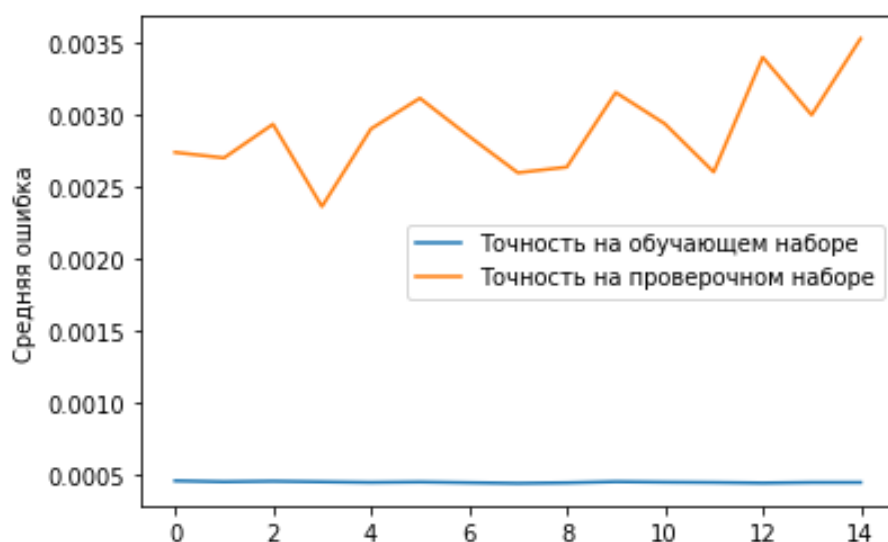


Рисунок 3.8 –Точность модели LSTM-Conv1D-Dense после дообучения



### 3.4 Тестирование разработанной модели для прогнозирования временных рядов стоимости акций

После создания гибридной обученной модели LSTM-Conv1D-Dense выполняется непосредственное прогнозирование. Для тестирования разработанной модели было выполнено прогнозирование поведения временных рядов цен закрытия акций компаний ОАО «Банк ВТБ», Сбербанк России, ПАО «Газпром», «Роснефть», «Лукойл», а также ряд отношений курса валют USD/RUB на 1 день вперед с использованием цен открытия, самой высокой, низкой цены и закрытия предыдущих 10 дней. Для прогноза берутся значения первых 10 дней и на них строится прогноз на 11 день, то есть мы проходимся по значениям с шагом 1 день, анализируем прошедшие 10 дней и строим предсказания на 11-й день, со 2-го по 11-ый день строится прогноз на 12-ый день, с 3-го дня по 12-ый день строится прогноз на 13-й день, и так далее.

Визуализация исходных и спрогнозированных данных для компании «Сбербанк» представлена на рисунке 3.9.

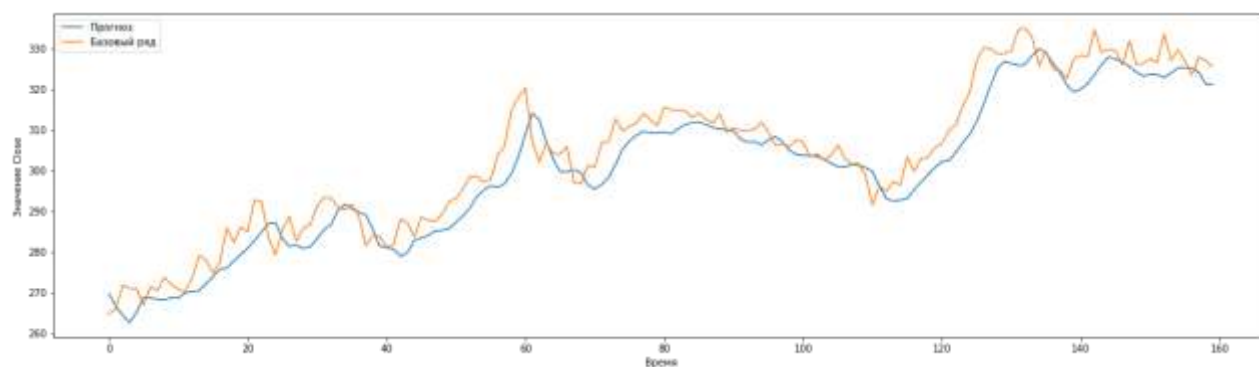


Рисунок 3.9 – Прогнозирование цен закрытия акций «Сбербанк России»

Визуализация исходных и спрогнозированных данных для компании «Роснефть» представлена на рисунке 3.10.

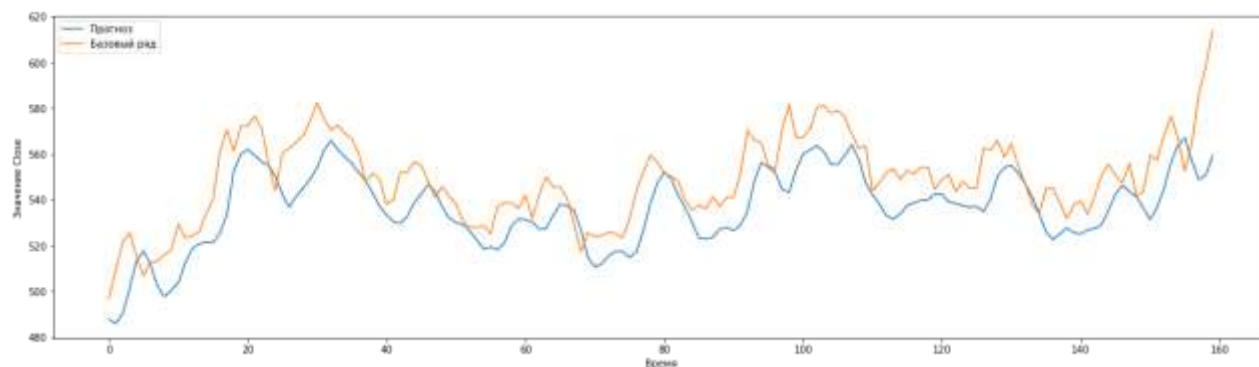


Рисунок 3.10 – Прогнозирование цен закрытия акций «Роснефть»

Визуализация исходных и спрогнозированных данных для компании «Лукойл» представлена на рисунке 3.11.

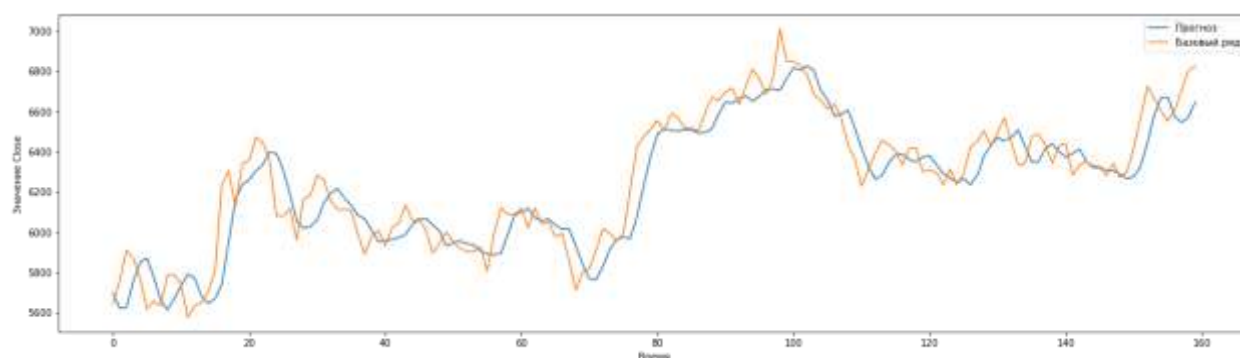


Рисунок 3.11 – Прогнозирование цен закрытия акций «Лукойл»

Визуализация исходных и спрогнозированных данных для компании «ПАО «Газпром»» представлена на рисунке 3.12.

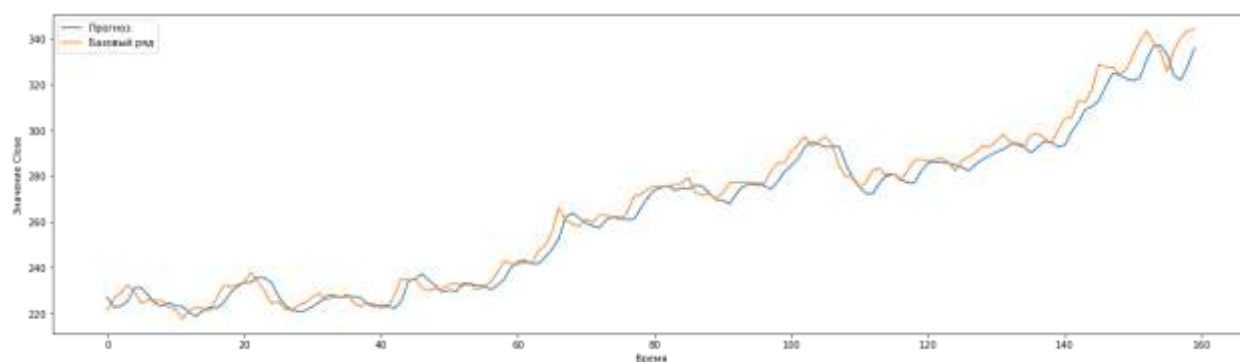


Рисунок 3.12 – Прогнозирование цен закрытия акций «ПАО «Газпром»»

Визуализация исходных и спрогнозированных данных для компании «ОАО «Банк ВТБ»» представлена на рисунке 3.13.

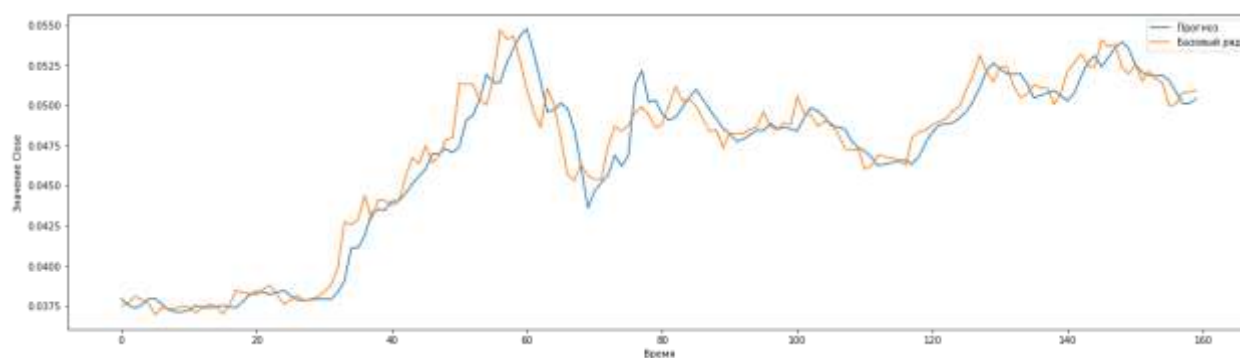


Рисунок 3.13 – Прогнозирование цен закрытия акций «ОАО «Банк ВТБ»»

Визуализация исходных и спрогнозированных данных для отношения курса валют USD/RUB представлена на рисунке 3.14.

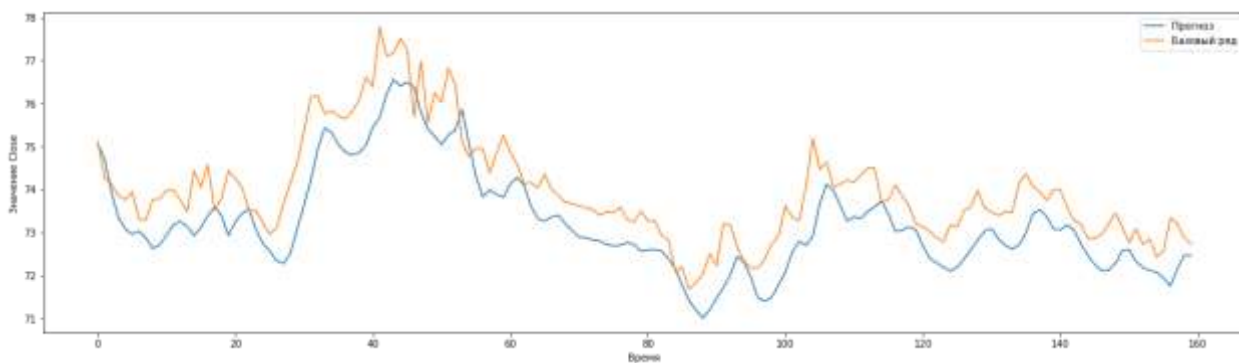


Рисунок 3.14 – Прогнозирование цен закрытия отношения курса валют USD/RUB

Стоит учесть автокорреляцию. Автокорреляция, также называемая корреляцией последовательности, — это взаимная корреляция сигнала с самим собой в разные моменты времени. Неформально говоря, это функция сходства между двумя наблюдениями и разницы во времени между ними. Это означает, что график коррелирует сам с собой, когда заучивает последние данные. Если сдвинуть график на 1 шаг вперед, то он будет коррелировать сам с собой. Нейросеть обучается предсказывать последние значения. Например, по первым пяти цифрам предсказываем шестое: [3,6,7,1,4], таким образом следующим числом будет предсказывать [4], потому что график будет практически совпадать. Но это будет не предсказание, а неправильное заучивание. На рисунке 3.15 ниже представлен график автокорреляции для компании «Сбербанк России».

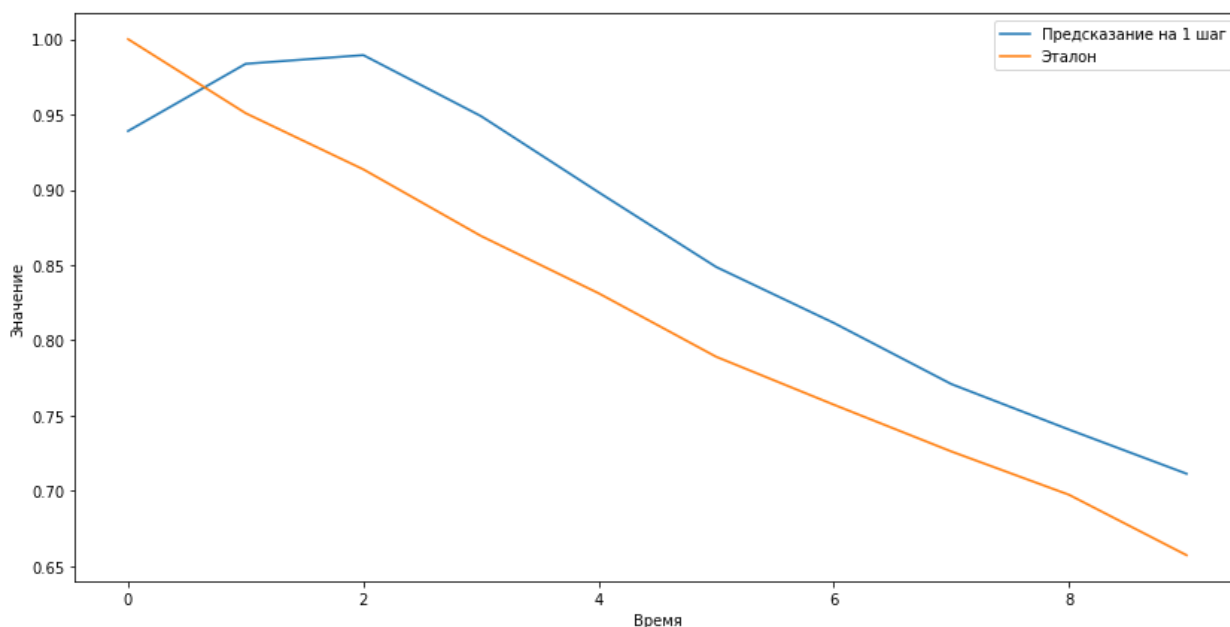


Рисунок 3.15 – График корреляции предсказания цен закрытия акций «Сбербанк России» на 1 шаг с эталонным значением

### 3.5 Анализ результатов прогнозирования

После выполнения прогноза для каждой компании из списка вычисляются показатели качества, а именно среднеквадратической ошибки MSE выполненного прогноза. Оценки результатов прогнозирования приведены в таблице 3.2.

Таблица 3.2 – Оценки результатов прогноза

| Котировка                                      | Метрика | Модель/Слой |           |          |                   |
|--|---------|-------------|-----------|----------|-------------------|
|  |         | LSTM        | Dense     | Conv1D   | LSTM-Dense-Conv1D |
| <b>SBER</b>                                    | MSE     | 0.0379      | 0.000484  | 0.000806 | 0.000965          |
| <b>LKOH</b>                                    | MSE     | 0.0198      | 0.000681  | 0.00068  | 0.000667          |
| <b>ROSN</b>                                    | MSE     | 0.0911      | 0.0018    | 0.0017   | 0.0035            |
| <b>GAZP</b>                                    | MSE     | 0.1245      | 0.0015    | 0.0025   | 0.0013            |
| <b>VTBR</b>                                    | MSE     | 0.0013      | 0.000569  | 0.000698 | 0.000568          |
| <b>USD</b>                                     | MSE     | 0.0065      | 0.0000876 | 0.00037  | 0.0000836         |
| <b>Количество наилучших показателей метрик</b> |         | 0           | 1         | 1        | 4                 |

Анализируя полученные оценки прогнозов, можно сделать вывод об успешности применения нейронной сети многослойного персептрона для задачи прогнозирования.

Очевидно, что гибридная модель LSTM-Dense-Conv1D в значительной степени превосходит остальные по качеству построенных прогнозов, так как является наиболее эффективной в 75% всех случаев. Результаты сравнения с другими четырьмя методами прогнозирования показывают, что прогнозируемые значения предлагаемой гибридной модели LSTM-Dense-Conv1D демонстрируют более высокую точность. Следовательно, оптимальной для прогнозирования стоимости акций является сложная модель LSTM-Dense-Conv1D.

### 3.6 Рекомендации по улучшению нейросетевой модели

Оптимальные гиперпараметры модели и формат данных уже определены и подтверждаются для различных финансовых рядов множеством рассмотренных статей, поэтому автоматизация их подбора не требуется.

Загрузка истории цен акций при помощи сайта Finam.ru представляется оптимальным способом получения данных для обучения и построения прогноза, так как снимет ограничение набора акций (доступны любые активы с международным кодом), а также позволит обеспечить стабильность работы сервиса и сократить затраты на серверное обеспечение по сравнению с поддержкой собственной базы данных. На рисунке 3.16

приведена блок-схема алгоритма выполнения прогноза цен акций компаний из списка на заданное количество дней.

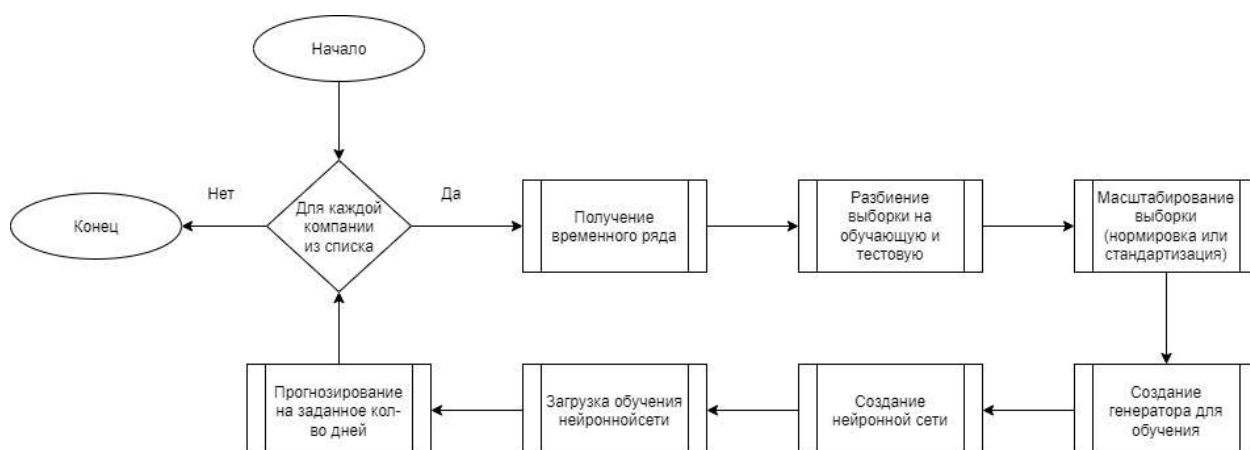


Рисунок 3.16 – Блок-схема алгоритма выполнения прогноза

При реализации сервиса горизонт прогнозирования может быть выбран на усмотрение разработчика или задаваться пользователем. Нет необходимости обучать модель отдельно для определенных периодов, так как минимизация ошибки прогноза для каждого следующего дня автоматически минимизирует ошибку прогнозирования за период. Для поддержания актуальности модели прогнозирования рекомендуется периодически (в существующих сервисах это выполняется ежедневно) производить обновление весов модели на свежих данных. На рисунке 3.16 приведена блок-схема алгоритма обновления модели.

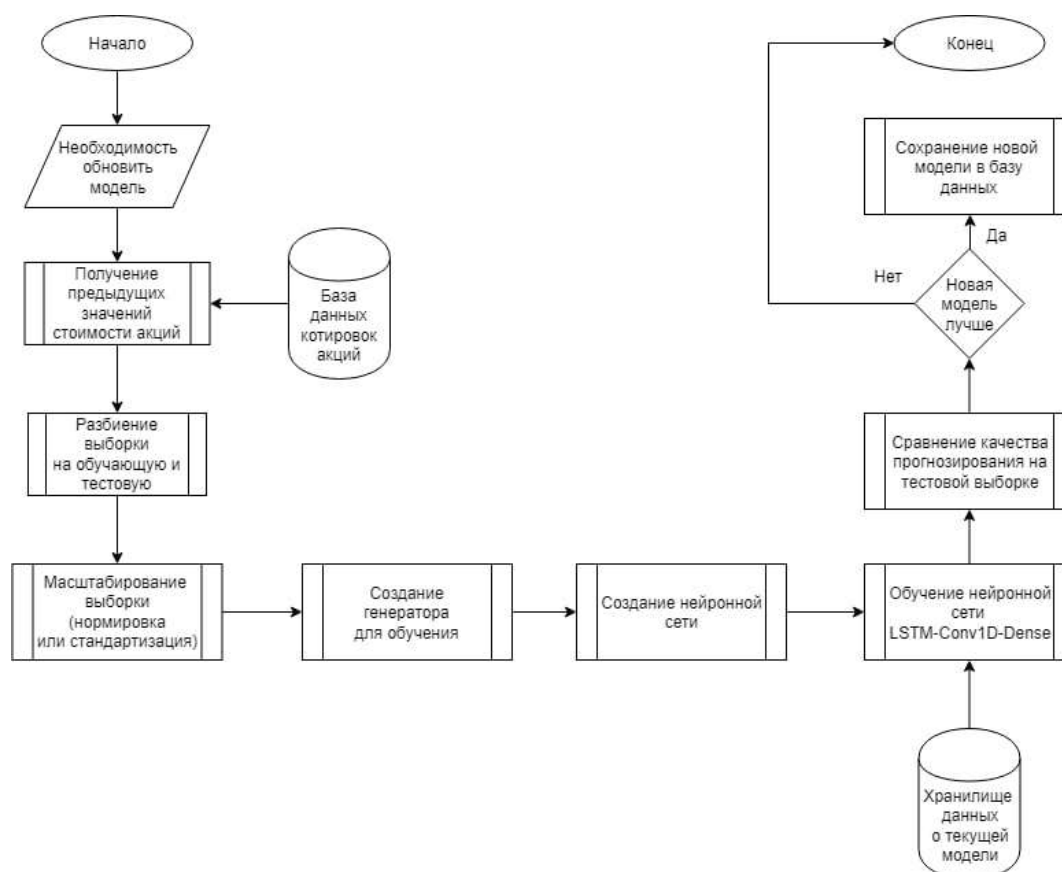


Рисунок 3.17 – Блок-схема алгоритма обновления модели

Интерфейс сервиса может быть представлен несколькими способами: в виде веб-сайта, мобильного приложения или чат-бота в мессенджерах. Оптимальным представляется формат Telegram-бота. Такая реализация не требует от разработчика создания дизайна интерфейса с нуля, позволяя сэкономить все виды ресурсов для разработки сервиса. Со стороны пользователя бот тоже обладает преимуществом, так как может быть легко интегрирован в повседневную жизнь как сотрудников инвестиционных компаний и департаментов, так и частных инвесторов. Помимо этого, относительно простая и дешевая разработка продукта позволит снизить стоимость подписки по сравнению с альтернативами, тем самым повысив его конкурентоспособность и доступность для новых пользователей. Альтернативным способом монетизации сервиса может стать периодическое размещение рекламы, в том числе нативной.

## Заключение

Прогнозирование стоимости акций фондового рынка играет важную роль в отражении общих тенденций фондового рынка и имеет большую практическую инвестиционную ценность.

Таким образом, в результате выполнения работы была достигнута поставленная цель исследования: был проведен анализ методов прогнозирования котировок акций, разработана гибридная нейросетевая модель и предложения по ее автоматизации. В процессе проведения исследования были выполнены все поставленные задачи.

В результате теоретического анализа проведен обзор существующих методов прогнозирования цен акций. Кроме того, произведен анализ принципов работы и особенностей прямых, рекуррентных и сверточных нейронных сетей, а также выделенных групп гибридных моделей и конкретных методов, выбранных для проведения экспериментальных исследований. Проведенный анализ позволил выявить тренд к усложнению методов прогнозирования и популярности исследований, посвященных новым видам гибридных моделей. Также выявлен пробел в области исследований, заключающийся в недостатке исследований, в которых сравниваются между собой различные типы гибридных моделей и нейронных сетей.

По ходу работы была создана гибридная модель LSTM-Conv1D-Dense для прогнозирования цен закрытия акций, реализующая архитектуру рекуррентной нейронной сети, построенной на элементах долгой краткосрочной памяти (LSTM), плотного слоя и одномерного сверточного слоя. Данная модель была выбрана из-за того, что датасет цен закрытия акций представляет собой временной ряд и необходимо регулярно обращаться к нему и учитывать долгосрочный контекст. Рекуррентная нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью LSTM хорошо справляется с данной задачей. Программный комплекс был реализован с помощью открытой нейросетевой библиотеки Keras.

Увеличение количества LSTM-слоев привело к существенному улучшению прогноза; средняя ошибка прогноза уменьшилась с 0,3510 до 0,000965, что показывает эффективность предложенной модели. Однако, при данной процедуре следует учитывать архитектуру вычислительного оборудования, так как дальнейшее увеличение количества слоев может привести к ухудшению результатов. Было показано, что добавление дополнительного полносвязного слоя Dense перед выходным слоем может уменьшить ошибку прогноза сети, тем самым улучшая работу модели.

Для увеличения практической применимости результатов исследования также были разработаны рекомендации по автоматизации выбранного метода: предложен способ

выгрузки данных, алгоритм дообучения модели на свежих данных, также предложен алгоритм построения прогноза на произвольное количество дней и общая схема автоматизации процесса прогнозирования.

Данное исследование может быть полезно как для управляющих компаний и инвестиционных департаментов, так и для частных инвесторов. Более того, предложенный способ автоматизации прогнозирования цен акций делает процесс принятия инвестиционных решений более доступным для любых пользователей, что может способствовать популяризации частных инвестиций, влияющих в свою очередь на экономическое развитие как отдельных регионов, так и всего мира. Дальнейшие исследования в рассмотренной области могут быть посвящены как сравнительному анализу эффективности не упомянутых в этой работе нейросетевых и гибридных методов прогнозирования, так и созданию новых гибридных моделей.



## Список использованных источников и литературы

1. О валютном регулировании и валютном контроле [Электронный ресурс]: федер. закон от 10.12.2003 г. № 173-ФЗ // КонсультантПлюс: справ. правовая система. - Электрон. дан. - URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_45458/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_45458/) (дата обращения: 15.11.2021).
2. О внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации [Электронный ресурс]: федер. закон от 29.12.2014 г. № 460-ФЗ // КонсультантПлюс: справ. правовая система. - Электрон. дан. - URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_172869/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_172869/) (дата обращения: 15.11.2021).
3. Раскин Джеф. Интерфейс: новые направления в проектировании информационных систем [Электронный ресурс]: электронный учебник/ Джеф Раскин. – Электрон. дан. - URL: <http://raskin-interface.narod.ru/interface/index.htm> (дата обращения: 10.12.2021).
4. О саморегулируемых организациях в сфере финансового рынка [Электронный ресурс]: федер. закон от 13.07.2015 г. № 223-ФЗ // КонсультантПлюс: справ. правовая система. - Электрон. дан. - URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_182662/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_182662/) (дата обращения: 10.12.2021).
5. Аполлонов В. Э. Обоснование применения искусственной нейронной сети и выбор ее структуры // Череповецкие научные чтения: материалы Всероссийской научнопрактической конференции. Череповец, 16-17 ноября 2016 г. - Череповец, 2017. - С. 13–14.
6. Афанасьев Д. О. О влиянии тональности новостей в международных СМИ на рыночный курс российского рубля: текстовый анализ / Д. О. Афанасьев, Е. А. Федорова, О. Ю. Рогов // Экономический журнал Высшей школы экономики. - 2019. - № 2. - С. 264-289.
7. Бабаев Ан. М. Исследование эффективности работы нейросетевых методов аппроксимации / Ан. М. Бабаев, Ал. М. Бабаев // Особенности современного этапа развития естественных и технических наук: сборник научных трудов по материалам Международной научно-практической конференции. Белгород, 28 декабря 2017 г. - Белгород, 2018. - С. 23-27.
8. Белоконская Е. Г. Развитие инструментальных средств алготрейдинга на основе применения нейронных сетей / Е. Г. Белоконская, И. И. Калягин // Известия высших учебных заведений. - 2017 - № 1. - С. 53-56.
9. Бечвая К. З. Влияние тональности новостей на курс биткоина / К. З. Бечвая, Е. А. Федорова, О. Ю. Рогов // Финансы: Теория и Практика. - 2018. - № 4. - С. 104-113.

10. Прогнозирование финансовых рынков с использованием искусственных нейронных сетей [Электронный ресурс]: электронные лекции/ bookwu.net. – Электрон. дан. - URL: [http://bookwu.net/book\\_prognozirovanie-finansovyh-rynkov-s-ispolzovaniem-iskusstvennyhnejronnyh-setej\\_1187/24\\_2.4.2.-klassifikaciya-rynochnyh-situacij](http://bookwu.net/book_prognozirovanie-finansovyh-rynkov-s-ispolzovaniem-iskusstvennyhnejronnyh-setej_1187/24_2.4.2.-klassifikaciya-rynochnyh-situacij) (дата обращения: 10.12.2021).
11. Борисов Е. С. О рекуррентных нейронных сетях [Электронный ресурс] / Персональный сайт Борисова Е. С. - Электрон. дан. - 2017. - URL: <http://mechanoid.kiev.ua/neural-net-hopfield-associative-memory.html> (дата обращения: 10.12.2021).
12. Бумай А. Ю. Анализ программных средств для прогнозирования курсов валют [Электронный ресурс] / А. Ю. Бумай, Ю. Б. Попова // Информационные технологии в образовании, науке и производстве: VI Международная научно-техническая интернетконференция, 17-18 ноября 2018 г. - Электрон. дан. - 2018. - URL: <http://rep.bntu.by/handle/data/49872> (дата обращения: 10.12.2021).
13. Васяева Т. А. Прогнозирование финансовых временных рядов с помощью нейронных сетей с использованием библиотеки Keras в Python / Т. А.Васяева, Т. В. Мартыненко, Н. С. Суббота // Информатика и кибернетика. - 2019. - № 2. - С. 41-50.
14. Вахитов Г. З. Использование нейросетей для прогнозирования динамики фондового рынка / Г. З. Вахитов, З. А. Еникеева // Информационные технологии и математическое моделирование: материалы XVI Международной конференции имени А. Ф. Терпугова. Казань, 29 сентября-03 октября 2017 г. - Томск, 2017. - С. 264-266.
15. Газизов Д. И. Обзор методов статистического анализа временных рядов и проблемы, возникающие при анализе нестационарных временных рядов // Научный журнал. – 2016. – №. 3 (4).
16. Голиков И. Сверточная нейронная сеть, часть 1: структура, топология, функции активации и обучающее множество // URL: <https://habr.com/en/post/348000/> (дата обращения: 30.03. 2022). – 2018.
17. Давнис, В.В. Внутрииндексные модели и их применение в задачах портфельного инвестирования / В.В. Давнис, С.Е. Касаткин, А.Ю. Разинский // Современная экономика: проблемы и решения. – 2019. – № 1 (49). – С. 137-145.
18. Давнис, В.В. Моделирование рыночного процесса: перспективы адаптивного подхода / В.В. Давнис, В.В. Коротких // Анализ, моделирование и прогнозирование экономических процессов, VI Международная научно-практическая Интернет-конференция. – Волгоград. – 2019. – С. 49-53.

19. Дубовиков, М. М. Экономифизика и анализ финансовых временных рядов / М. М. Дубовиков, Н. В. Старченко [Электронный ресурс]. – URL: <http://flatik.ru/ekonofizika-i-analiz-finansovih-vremennih-ryadov> (дата обращения: 26.03.2022).
20. Ездина Н. П. Прогнозирование и регулирование валютного курса // Электронный научный журнал. - 2016. - № 5. - С. 393-400.
21. Звонков В. Б. Нейроэволюционный подход в задаче макроэкономического анализа и прогнозирования временных рядов / Гибридные и синергетические интеллектуальные системы: материалы III Всероссийской Пospelовской конференции с международным участием. Светлогорск, 06-11 июня 2016 г. - Калининград, 2016. - С. 148-158.
22. Индустриев М. А. О специфике влияния нефтяных котировок на результаты внешней торговли России в XXI веке // Наука, образование и культура. - 2018. - № 4. - С. 36-39.
23. Искусственная нейронная сеть - Краткое руководство [Электронный ресурс] / Уроки по программированию, DevOps и другим IT-технологиям. - Электрон. дан. - 2019. - URL: <https://coderlessons.com/tutorials/akademicheskii/izuchite-iskusstvennuiu-neironnuiuset/iskusstvennaia-neironnaia-set-kratkoe-rukovodstvo> (дата обращения: 14.12.2021).
24. Искусственные нейронные сети (ИНС) [Электронный ресурс] / Один из лидеров рынка IT-решений для средних и крупных предприятий «IT-Enterprise». - Электрон. дан. - 2019. - URL: <https://www.it.ua/ru/knowledge-base/technologyinnovation/iskusstvennye-nejronnye-seti-ins> (дата обращения: 14.12.2021).
25. Каменский Д. А. Применение моделей векторной авторегрессии при прогнозировании в финансах и экономике // Фундаментальные исследования. - 2019. - № 5. - С. 45-49.
26. Клевцов Д. В. Перспективы использования нейронных сетей в современной экономике // Международный журнал прикладных наук и технологий «Integral». - 2019 - № 1. - С. 289-296.
27. Кокин, А. С. Анализ структуры, динамики и перспектив развития рынка государственных облигаций России / А. С. Кокин, И. М. Осколков // Экономика: вчера, сегодня, завтра. – 2018. – № 4А. – С. 210–218.
28. Кондратьева Т. Н. Прогнозирование тенденции финансовых временных рядов с помощью нейронной сети LSTM [Электронный ресурс] // Интернет-журнал «Наукovedение». - 2017. - № 4. - Электрон. дан. - URL: <http://naukovedenie.ru/PDF/56TVN417.pdf> (дата обращения: 14.12.2021).

29. Кондрашова А. С. Применение нейронных сетей для прогнозирования на финансовых рынках // Аллея науки. - 2017. - № 9. - С. 280-283.
30. Косыгин А. Н. Пример прогнозирования временных рядов с помощью многослойной нейронной сети / А. Н. Косыгин, В. М. Татьянкин // Приоритетные направления развития науки и образования. - 2015. - № 4. - С. 187-189.
31. Лазарева Е. Е. Основные факторы, формирующие валютный курс российского рубля / Е. Е. Лазарева, И. М. Лысенко, М. Н. Шишова // Вестник Пензенского государственного университета. - 2015. - № 2. - С. 76-81.
32. Леонтьева О. Л. Факторы, влияющие на курс рубля / Ученые записки Казанского филиала "Российского государственного университета правосудия". - 2017. - № 13. - С. 379-385.
33. Лысцов Н. А. Нейронные сети: применение и перспективы / Н. А. Лысцов, А. И. Мартышкин // Научное обозрение. Педагогические науки. - 2019. - № 3. - С. 35-38.
34. Малышев А. Н. Обзор некоторых активационных функции математического нейрона / А. Н. Малышев, Е. А. Данилов // Научное обозрение. Педагогические науки. - 2019. - № 3. - С. 39-43.
35. Мамедов В. С. Использование языка программирования Python для создания искусственных нейронных сетей // Современные условия взаимодействия науки и техники: сборник статей по итогам Международной научно-практической конференции. Омск, 13 декабря 2017 г. - Омск, 2017. - С. 95-98.
36. Матягина Т. Н. Применение нейросетей в области экономики и финансов / Т. Н. Матягина, В. А. Мухаметзянов, А. Р. Рамазанов // Аллея науки. - 2017. - № 16. - Электрон. версия печат. публ. - URL: [https://alley-science.ru/domains\\_data/files/5December7/PRIMENENIE%20NEYROSETEY%20V%20OBLASTI%20EKONOMIKI%20I%20FINANSOV.pdf](https://alley-science.ru/domains_data/files/5December7/PRIMENENIE%20NEYROSETEY%20V%20OBLASTI%20EKONOMIKI%20I%20FINANSOV.pdf) (дата обращения: 14.12.2021).
37. Миронов В. В. Прогнозирование рыночных цен при помощи нейронных сетей / В. В. Миронов, Е. Н. Рябов // ИТ Арктика. - 2016. - № 2. - С.3-40.
38. Модель скользящего среднего (Model of moving average) [Электронный ресурс] / «Loginom» — платформа для решения большого спектра бизнес-задач. - Электрон. дан. - 2019. - URL: <https://wiki.loginom.ru/articles/model-of-moving-average.html> (дата обращения: 18.12.2021).
39. Модуль IBM SPSS Neural Networks: Прогнозирование на основе автоматического обнаружения и учета сложных нелинейных связей в данных [Электронный ресурс] / Официальный сайт поставщика программных продуктов «IBM SPSS». - Электрон. дан. -

2019. - URL: <http://www.predictivesolutions.ru/software/neural-networks.htm> (дата обращения: 18.12.2021).

40. Московская биржа: официальный сайт [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://moex.com/> (дата обращения: 22.08.2019).

41. Назарова В. В. Прогнозирование котировок валютного курса евро и доллара с использованием искусственных нейронных сетей / В. В. Назарова, Б. Д. Ульзутуева // Управление финансовыми рисками. - 2016. - № 1. - С. 42-57.

42. Насибуллина З. З. О применении нейронных сетей в экономике и перспективы их развития // Актуальные вопросы развития информационных технологий в экономике, менеджменте и бизнесе. - 2017. - Электрон. версия печат. публ. - URL: <https://files.scienceforum.ru/pdf/2017/36929.pdf> (дата обращения: 18.12.2021).

43. Нейронные сети адаптивного резонанса [Электронный ресурс] / Портал знаний об искусственном интеллекте «Neuronus.com». - Электрон. дан. - 2016. - URL: <https://neuronus.com/theory/nn/956-neironnye-seti-adaptivnogo-rezonansa.html> (дата обращения: 18.12.2021).

44. Нешина К.С. Обзор машинного обучения для прогнозирования стоимости акций на фондовом рынке: алгоритмы и методы // XLIII Международная научно-практическая конференция «Advances in Science and Technology». – 2022. С. 148-150. - Электрон. версия печат. публ. - URL: [http://xn--80aa3afkgvdf5he.xn--p1ai/AST-43\\_originalmaket\\_N.pdf](http://xn--80aa3afkgvdf5he.xn--p1ai/AST-43_originalmaket_N.pdf) (дата обращения: 18.01.2022).

45. Нешина К.С. Преимущества и недостатки существующих моделей машинного обучения для прогнозирования стоимости акций на фондовом рынке // Инновационные технологии, экономика и менеджмент в промышленности: сборник научных статей III международной научной конференции. 25 марта 2022 г. – 2022. С. 165-167.

46. Николашин А. А. Генетические алгоритмы и искусственные нейронные сети в интернете / А. А. Николашин, М. А. Шубин // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. - 2015. - Том 1. - С. 400-403.

47. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. - М.: Горячая линия - Телеком, 2017. - 448 с.

48. Пискарев Д. И. Искусственная нейронная сеть. Области применения и принцип работы / Д. И. Пискарев, К. Ю. Разинков // European research: сборник статей XV Международной научно-практической конференции. Пенза, 7 мая 2018 г. - Пенза, 2018. - С. 33-36.

49. Платонов А. М. Средства для разработки и обучения нейронных сетей с использованием языка Python // Информационные технологии в экономических и

технических задачах: сборник научных трудов Международной научно-практической конференции. Пенза, 24-25 марта 2016 г. - Пенза, 2016. - С. 266-268.

50. Плетнева М. В. Подход автоматического анализа тональности текстов, основанный на словаре эмоциональной лексики // Общество. Наука. Инновации (НПК2017): сборник статей Всероссийской ежегодной научно-практической конференции. Киров, 01-29 апреля 2017 г. - Киров, 2017. - С. 1779-1786.

51. Поляк М. Д. Модель стохастической искусственной нейронной сети в задачах распознавания образов // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Информатика, телекоммуникации и управление. - 2013. - № 1. - С.33-38.

52. Рutow И. Анализ экономических новостей - важная часть работы успешного трейдера [Электронный ресурс] / Информационный проект «Topnews.ru». - Электрон. дан. - 2017. - URL: <http://www.topnews.ru/media id 16864.html> (дата обращения: 19.12.2021).

53. Рябушей Ю. Н. Применение искусственных нейронных сетей в области защиты информации / Ю. Н. Рябушей, А. В. Лебеденко, Ю. Ю. Гончаренко // Современные проблемы радиоэлектроники и телекоммуникаций "РТ-2017": материалы 13-й международной молодежной научно-технической конференции. Севастополь, 20-24 ноября 2017 г. - Севастополь, 2017. - С. 284.

54. Салин В. Н. Статистическое изучение конъюнктуры валютного рынка / В. Н. Салин [и др.] // Статистика и экономика. - 2017. - № 2. - С. 21-28.

55. Самоорганизующиеся карты Кохонена — математический аппарат [Электронный ресурс] / Loginom Company — профессиональный поставщик программных продуктов и решений в области бизнес-аналитики. - Электрон. дан. - 2019. - URL: <https://basegroup.ru/community/articles/som> (дата обращения: 19.12.2021).

56. Сергеев В. А. Влияние новостных шоков макроэкономической статистики США на фондовые рынки США и России // Мир экономики и управления. - 2018. - № 4. - С. 18-26. 57. Сергеев В. А. Использование нейросетей в прогнозировании фондового рынка // Азимут научных исследований: экономика и управление. - 2018. - № 4. - С. 280–282.

58. Словарь оценочных слов и выражений русского языка РуСентиЛекс [Электронный ресурс] / Лаборатория информационных исследований «Labinform.ru». - Электрон. дан. - 2017. - URL: <https://www.labinform.ru/pub/rusentilex/index.htm> (дата обращения: 19.12.2021).

59. Туровский Я. А. Сравнительный анализ программных пакетов для работы с искусственными нейронными сетями / Я. А. Туровский, С. Д. Кургалин, А. А. Адаменко //

Вестник ВГУ, серия: системный анализ и информационные технологии. - 2016 - № 1. - С. 161-168.

60. Тутубалина Е. В. Тестирование методов анализа тональности текста, основанных на словарях / Е. В. Тутубалина [и др.] // Электронные библиотеки. - 2015 - № 3. - С. 138-162.

61. Форекс регулирование в России [Электронный ресурс] / Электронный портал для трейдеров: форекс аналитика, обучение «ForTrader.org». - Электрон. дан. - 2017. - URL: <https://fortrader.org/learn/brokers-forex-trading/foreks-regulirovanie-v-rossii.html> (дата обращения: 19.12.2021).

62. Фундаментальные новости Форекс рынка: аналитика мировых экономических событий [Электронный ресурс] / Электронный портал участников рынка Форекс «МОФТ». - Электрон. дан. - 2019. - URL: <https://tradersunion.ru/interesting/fundamentalnie-novosti-foreks-rinka-analitika-mirovih-iekonomicheskisobitij/> (дата обращения: 19.12.2021).

63. Фундаментальный анализ валютного рынка Forex [Электронный ресурс] / Официальный сайт форекс-брокера «Альпари». - Электрон. дан. - 2019. - URL: <https://alpari.com/ru/beginner/articles/fundamental-analysis/> (дата обращения: 19.12.2021).

64. Черных А. В. Факторы, влияющие на колебание валют: анализ и причины / А. В. Черных, Т. Г. Уленгова // Вестник современных исследований. - 2018 - № 6. - С. 347-351.

65. Чернышова Г. Ю. Методы интеллектуального анализа данных для прогнозирования финансовых временных рядов / Г. Ю. Чернышова, Е. А. Самаркина // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Экономика. Управление. Право. - 2019. - № 2. - С. 181-188.

66. Шапошникова Н. В. Исследование влияния предварительной обработки данных и параметров настройки нейронной сети на эффективность ее работы / Н. В. Шапошникова, Я. С. Ганжа // Решетневские чтения. - 2018. - № 2. - С. 177-179.

67. Шивырталова Е. В. Соотношение курса рубля к доллару: факторы, влияющие на колебания курса данных валют // Вестник Уральского финансовоюридического института. - 2017. - № 3. - С. 80-83.

68. Яковлева К. - Оценка экономической активности на основе текстового анализа // Деньги и кредит. - 2018. - № 4. - С. 26-41.

69. Янина О. Н. Структура и регулирование валютного рынка Форекс / О. Н. Янина, Ю. Н. Локтионова, Т. И. Давыдова // Экономика, управление, финансы: теория и практика: сборник материалов VII международной очно-заочной научно-практической конференции. Москва, 15 февраля 2019 г. - М., 2019. - С. 75-80.

70. Ardiaab D. Questioning the news about economic growth: Sparse forecasting using thousands of news-based sentiment values / D. Ardiaab, K. Bluteauac, K. Boudt // *International Journal of Forecasting*. - 2019. - Vol. 35. - P. 1370-1386.
71. ARIMA [Электронный ресурс] / Профессиональный русскоязычный информационно-аналитический ресурс по машинному обучению, распознаванию образов и интеллектуальному анализу данных «MachineLearning.Ru». - Электрон. дан. - 2019. - URL: [http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Autoregressive Integrated Moving Average](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Autoregressive+Integrated+Moving+Average) (дата обращения: 19.12.2021).
72. Carapu9 o J. Reinforcement learning applied to Forex trading / J. Carapu9 o, R. Neves, N. Horta // *Applied Soft Computing*. - 2018. - Vol. 73. - P. 783-794.
73. Clements K. W. A new approach to forecasting exchange rates / K. W. Clements, Y. Lan // *Journal of International Money and Finance*. - 2010. - Vol. 29. - P. 1424-1437.
74. Conteras A. V. An elastic network model to predict the Forex market evolution / A. V. Conteras [et. al.] // *Simulation Modelling Practice and Theory*. - 2018. - Vol. 86. - P. 1–10.
75. Ederington L. H. The impact of the U.S. employment report on exchange rates / L. H. Ederington, Guan W., L. Yang // *Journal of International Money and Finance*. - 2019. - Vol. 90. - P. 257-267.
76. Ederington L. The impact of the U.S. employment report on exchange rates / L. Ederington [et. al.] // *Journal of International Money and Finance*. - 2019. - Vol. 90. - P. 257–267.
77. Fjodor V. V. Ehe neural network zoo [Electronic resource] // Site of non-profit AI research institute that explores the relation between deep learning and creativity «AsimovInstitute.org». - 2016. - URL: <https://www.asimovInstitute.org/neural-network-zoo/> (access date: 12.01.2021).
78. Hyndman R.J., Athanasopoulos G. *Forecasting: Principles and Practice*. 2 edition. Melbourne, Australia: OTexts; 2018. 382 p. ISBN)13: 978)0987507112.
79. Investing [Электронный ресурс] / Интернет-бренд и глобальный финансовый портал. - Электрон. дан. - 2019. - URL: <https://investing.com/> (дата обращения: 12.12.2019).
80. Investpy Documentation [Электронный ресурс] // Investpy. URL: <https://investpy.readthedocs.io/> (дата обращения: 10.03.2023).
81. Keras Documentation [Электронный ресурс] // Keras. URL: <https://keras.io> (дата обращения: 10.03.2022).
82. Kumar C. S. Forecasting of foreign currency exchange rate using neural network / C. S. Kumar, M. Sumathi, S. N. Sivanandam // *International journal of engineering and technology (IJET)*. - 2015. - Vol. 7. - P. 99-108.



83. Lee T. K. Global stock market investment strategies based on financial network indicators using machine learning techniques / T. K. Lee [et. al.] // Expert Systems with Applications. - 2019. - Vol. 117. - P. 228-242.

83. Ludering J. Monetary policy on Twitter and asset prices: evidence from computational text analysis/ J. Ludering, P. Tillmann // North American Journal of Economics and Finance. - 2018. - P. 1-18.

84. Maitra S. Time series forecasting using Granger's causality and vector autoregressive model [Electronic resource] // Site of science provide the platform «Towards Data Science». - Electronic data. - 2019. - URL: <https://towardsdatascience.com/granger-causalityand-vector-autoregressive-model-for-time-series-forecasting-3226a64889a6> (access date: 12.01.2022).

85. Mehreen R. G. Foreign currency exchange rates prediction using CGP and recurrent neural network / R. G. Mehreen, K. Muhammad, A. M. Sahibzada // IERI Procedia. - 2014. - Vol. 10. - P. 239-244.

86. Mohammad S. M. The Sentiment and Emotion Lexicons [Electronic resource] // Site of National Research Council Canada «Sentiment.nrc.ca». - 2016. - URL: <http://sentiment.nrc.ca/lexicons-for-research/> (access date: 12.03.2022).

87. NumPy Documentation [Электронный ресурс] // NumPy. URL: <https://www.numpy.org/> (дата обращения: 10.03.2022).

88. Pandas Documentation [Электронный ресурс] // Pandas. URL: <https://pandas.pydata.org> (дата обращения: 10.03.2021).

88. Posokhov I. M. Quasi adaptive prediction behavior of the exchange rate at the example of the market Forex / I. M. Posokhov, Herashchenko I. A. // Theoretical & applied science. - 2016. - Vol. 8. - P. 23-26.

89. Scikit-learn Documentation [Электронный ресурс] // Sklearn. URL: <https://scikit-learn.org/stable/> (дата обращения: 10.03.2021).

90. STATISTICA Automated Neural Networks Автоматизированные нейронные сети [Электронный ресурс] / Официальный сайт представителя и правообладателя программных продуктов серии «Statistica» компании «TIBCO». - Электрон. дан. - 2020. - URL: [http://statsoft.ru/products/STATISTICA Neural Networks/](http://statsoft.ru/products/STATISTICA%20Neural%20Networks/) (дата обращения: 19.12.2021).

91. Quikstrike [Электронный ресурс] / Специализированная онлайн платформа для инвесторов и трейдеров «QuikStrike». - Электрон. дан. - 2020. - URL: <https://cmegroup.quikstrike.net/> (дата обращения: 19.12.2021).

92. Quandl [Electronic resource] / Financial, Economic and Alternative Data. - 2019. - URL: <https://www.quandl.com/> (access date: 12.01.2022).

93. VmdPy Documentation [Электронный ресурс] // VmdPy. URL: <https://pypi.org/project/vmdpy/> (дата обращения: 10.03.2022).

## Приложение А

### Фрагмент кода для загрузки библиотек

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from tensorflow.keras.utils import to_categorical
import numpy as np
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.models import Sequential, Model
from tensorflow.keras.layers import concatenate, Input, Dense, Dropout, BatchNormalization,
Flatten, Conv1D, Conv2D, LSTM, GlobalMaxPooling1D, MaxPooling1D, RepeatVector
from sklearn.preprocessing import StandardScaler, MinMaxScaler
from tensorflow.keras.preprocessing.sequence import TimeseriesGenerator
import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")
%matplotlib inline
```

## Приложение Б

### Фрагмент кода для предобработки данных стоимости акций Сбербанка

```
base_data = pd.read_csv('/content/drive/My Drive/SBER.csv', sep=';', usecols =
['DATE','OPEN','HIGH','LOW','CLOSE','VOL'], decimal=",")
base_data.head()
txt = base_data.values[0]
print(txt)
data = base_data.iloc[:,1:]
data.shape
d = data
print(len(d))
print(len(d.iloc[0])) # Длина одной строки данных
print(d.iloc[0]) # Пример первой строки данных

#Отображаем исходные от точки start и длиной stop
start = 100          #С какой точки начинаем
#stop = data.shape[0] #Сколько точек отрисуем
length = 300 #Сколько точек отрисуем

#Заполняем текстовые названия каналов данных
chanelNames = ['OPEN', 'HIGH', 'LOW', 'CLOSE', 'VOL']

#Рисуем графики данных
plt.figure(figsize=(22,6))
for i in range(4):

#Отрисовываем часть данных
plt.plot(data[start:start+length][chanelNames[i]], label=chanelNames[i])
plt.ylabel('Цена.руб')
plt.legend()
plt.show()

#Канал volume
plt.figure(figsize=(22,6))
```

```

plt.bar(x=np.arange(length), height=data[start:start+length][chanelNames[4]], label="VOL")
plt.legend()
plt.show()

#Формируем параметры загрузки данных
xLen = 10
valLen = 250
trainLen = data.shape[0]-valLen

#Делим данные на тренировочную и тестовую выборки
xTrain, xTest = data[:trainLen], data[trainLen+xLen+2:]

#Масштабируем данные (отдельно для X и Y)
xScaler = MinMaxScaler()
xScaler.fit(xTrain)
xTrain = xScaler.transform(xTrain)
xTest = xScaler.transform(xTest)

#Делаем reshape, т.к. у нас только один столбец по одному значению
yTrain, yTest = np.expand_dims(data[:trainLen]['CLOSE'], axis = 1),
np.expand_dims(data[trainLen+xLen+2:]['CLOSE'], axis = 1)
yScaler = MinMaxScaler()
yScaler.fit(yTrain)
yTrain = yScaler.transform(yTrain)
yTest = yScaler.transform(yTest)

#Создаем генератор для обучения
trainDataGen = TimeseriesGenerator(xTrain, yTrain,
length=xLen, stride=1, sampling_rate=1, #
batch_size=5)

#Создаем аналогичный генератор для валидации при обучении
testDataGen = TimeseriesGenerator(xTest, yTest,
length=xLen, stride=1,
batch_size=5)

```

```

yTrain[0]
xTrain[0]
print(trainDataGen[0][0].shape,
      trainDataGen[0][1].shape)

# Функция подсчета результатов прогнозирования сети
def getPred(currModel, xVal, yVal, yScaler):

    # Предсказываем ответ сети по проверочной выборке
    predVal = yScaler.inverse_transform(currModel.predict(xVal))
    yValUnscaled = yScaler.inverse_transform(yVal)
    return (predVal, yValUnscaled)

# Функция визуализирует графики, которая предсказала сеть и какие были правильные
ответы
def showPredict(start, step, channel, predVal, yValUnscaled):
    plt.figure(figsize=(22,6))
    plt.plot(predVal[start:start+step, 0],
             label='Прогноз')
    plt.plot(yValUnscaled[start:start+step, channel],
             label='Базовый ряд')
    plt.xlabel('Время')
    plt.ylabel('Значение Close')
    plt.legend()
    plt.show()

# Функция расчёта корреляции двух одномерных векторов
def correlate(a, b):

    # Рассчитываем основные показатели
    ma = a.mean() # Среднее значение первого вектора
    mb = b.mean() # Среднее значение второго вектора
    mab = (a*b).mean() # Среднее значение произведения векторов
    sa = a.std() # Среднеквадратичное отклонение первого вектора
    sb = b.std() # Среднеквадратичное отклонение второго вектора

```

```

#Рассчитываем корреляцию
val = 1
if ((sa>0) & (sb>0)):
    val = (mab-ma*mb)/(sa*sb)
return val

# Функция, которая рисует корреляцию прогнозированного сигнала с правильным
def showCorr(channels, corrSteps, predVal, yValUnscaled):
    for ch in channels:
        corr = [] # Создаём пустой лист, в нём будут корреляции при смещении на i-рангов обратно
        yLen = yValUnscaled.shape[0] # Запоминаем размер проверочной выборки

        # Постепенно увеличиваем шаг, насколько смещаем сигнал для проверки автокорреляции
        for i in range(corrSteps):
            #Получаем сигнал, смещённый на i-шагов назад
            yValUnscaled[:yLen-i,ch]

            # Рассчитываем их корреляцию и добавляем в лист
            corr.append(correlate(yValUnscaled[:yLen-i,ch], predVal[i:, 0]))
            own_corr = [] # Создаём пустой лист, в нём будут корреляции при смещении на i рангов
            обратно

            # Постепенно увеличиваем шаг, насколько смещаем сигнал для проверки автокорреляции
            for i in range(corrSteps):
                # Получаем сигнал, смещённый на i-шагов назад
                predVal[i:, ch]

                # Сравниваем его с верными ответами, без смещения назад
                yValUnscaled[:yLen-i,ch]

                # Рассчитываем их корреляцию и добавляем в лист
                own_corr.append(correlate(yValUnscaled[:yLen-i,ch], yValUnscaled[i:, ch]))

            # Отображаем график коррелций для данного шага
            plt.figure(figsize=(14,7))

```

```

plt.plot(corr, label='Предсказание на ' + str(ch+1) + ' шаг')
plt.plot(own_corr, label='Эталон')

plt.xlabel('Время')
plt.ylabel('Значение')
plt.legend()
plt.show()

#Создадим генератор проверочной выборки, из которой потом вытащим xVal, yVal для
проверки
DataGen = TimeseriesGenerator(xTest, yTest,
                              length=10, sampling_rate=1,
                              batch_size=len(xTest)) #размер batch будет равен длине нашей выборки

xVal = []
yVal = []
for i in DataGen:
    xVal.append(i[0])
    yVal.append(i[1])
xVal = np.array(xVal)
yVal = np.array(yVal)

```



## Приложение В

### Реализация Dense-сетки

```
#Создаём нейронную сеть
modelD = Sequential()
modelD.add(Dense(150,input_shape = (xLen,5), activation="relu" )) # 5 - количество каналов
modelD.add(Flatten())
modelD.add(Dense(1, activation="linear"))

#Компилируем
modelD.compile(loss="mse", optimizer=Adam(lr=1e-4))
modelD.summary()

#Запускаем обучение
history = modelD.fit(
    trainDataGen,
    epochs=50,
    verbose=1,
    validation_data = testDataGen
)

#Компилируем
modelD.compile(loss="mse", optimizer=Adam(lr=1e-5))

#Запускаем обучение
history = modelD.fit(
    trainDataGen,
    epochs=50,
    verbose=1,
    validation_data = testDataGen
)

#Компилируем
modelD.compile(loss="mse", optimizer=Adam(lr=1e-6))
```

```

#Запускаем обучение
history = modelD.fit(
    trainDataGen,
    epochs=50,
    verbose=1,
    validation_data = testDataGen
)

#Прогнозируем данные текущей сетью
currModel = modelD #Выбираем текущую модель
(predVal, yValUnscaled) = getPred(currModel, xVal[0], yVal[0], yScaler) #Прогнозируем
данные

```

## Приложение Г

### Реализация одномерной свёртки (Conv1D)

```
modelC = Sequential()
modelC.add(Conv1D(64, 5, input_shape = (xLen,5), activation="relu"))
modelC.add(Conv1D(64, 5, activation="relu"))
modelC.add(MaxPooling1D())
modelC.add(Flatten())
modelC.add(Dense(100, activation="relu"))
modelC.add(Dense(1, activation="linear"))
modelC.compile(loss="mse", optimizer=Adam(lr=1e-4))
modelC.summary()
history = modelC.fit(trainDataGen,
                      epochs=50,
                      verbose=1,
                      validation_data=testDataGen)

plt.figure(figsize=(14,7))
plt.plot(history.history['loss'],
label='Средняя абсолютная ошибка на обучающем наборе')
plt.plot(history.history['val_loss'],
label='Средняя абсолютная ошибка на проверочном наборе')
plt.ylabel('Средняя ошибка')
plt.legend()
plt.show()

#Прогнозируем данные текущей сетью
currModel = modelC
(predVal, yValUnscaled) = getPred(currModel, xVal[0], yVal[0], yScaler)

#Прогнозируем данные текущей сетью
currModel = modelC #Выбираем текущую модель
(predVal, yValUnscaled) = getPred(currModel, xVal[0], yVal[0], yScaler) #Прогнозируем
данные
modelC.compile(loss="mse", optimizer=Adam(lr=1e-5))
history = modelC.fit(trainDataGen,
```

```
epochs=20,  
verbose=1,  
validation_data=testDataGen)
```

```
#Прогнозируем данные текущей сетью
```

```
currModel = modelC #Выбираем текущую модель
```

```
(predVal, yValUnscaled) = getPred(currModel, xVal[0], yVal[0], yScaler) #Прогнозируем  
данные
```

## Приложение Д

### Реализация LSTM

```
import tensorflow
modelL = Sequential()
modelL.add(LSTM(5, input_shape = (xLen, 5)))
modelL.add(Dense(10, activation="relu"))
modelL.add(Dense(1, activation="linear"))
modelL.compile(loss="mse", optimizer=Adam(lr=1e-5))
modelL.summary()
history = modelL.fit(trainDataGen,
                    epochs=50,
                    verbose=1,
                    validation_data=testDataGen)

#Прогнозируем данные текущей сетью
(predVal, yValUnscaled) = getPred(modelL, xVal[0], yVal[0], yScaler)
```

## Приложение Е

### Реализация LSTM + Conv1D + Dense

```
# здесь слой Input принимает наши данные
dataInput = Input(shape=(trainDataGen[0][0].shape[1], trainDataGen[0][0].shape[2]))

# LSTM и Conv1D это слои "с памятью", здесь у них 100 нейронов
lstmWay = LSTM(100, return_sequences="True")(dataInput)

# Conv1D имеет функцию активации relu, которая конвертирует отрицательные значения в
# ноль
convWay = Conv1D(100, 5, activation="relu")(dataInput)
lstmConvWay = Conv1D(100, 5, activation="relu")(lstmWay)
convLstmWay = LSTM(100, return_sequences="True")(convWay)
lstmWay = LSTM(100, return_sequences="True")(lstmWay)
convWay = Conv1D(100, 5, activation="relu")(convWay)

# Flatten это слой, который делает массив одномерным, вытягивает в одну плоскость
lstmWay = Flatten()(lstmWay)
convWay = Flatten()(convWay)
lstmConvWay = Flatten()(lstmConvWay)
convLstmWay = Flatten()(convLstmWay)

# с помощью concatenate соединяем массивы
finWay = concatenate([lstmWay, convWay, lstmConvWay, convLstmWay])

# здесь Dense это полносвязный слой со 100 нейронами и функцией активацией linear
# эта функция, которая позволяет значениям быть от  $-\infty$  до  $+\infty$ 
finWay = Dense(100, activation="linear")(finWay)

# yTrain.shape[1] - здесь заложена размерность 1, т.е. на выходе делаем 1 число. Это число
# и является нашим предсказанием
finWay = Dense(yTrain.shape[1], activation="linear")(finWay)

# здесь соединяем все слои в одну модель
```

```

modelX = Model(dataInput, finWay)

# компилируем модель, указываем функцию ошибки mse, оптимайзер Adam
modelX.compile(loss="mse", optimizer=Adam(lr=1e-5))

# запускаем обучение модели, в history хранятся значения MSE, обучение происходит на
60-ти эпохах, verbose=1 означает что на экран выводится процесс обучения в validation_data
указываем данные для тестовой выборки
history = modelX.fit_generator(trainDataGen,
                               epochs=60,
                               verbose=1,
                               validation_data=testDataGen)

# здесь применяем библиотеку matplotlib для отображения графиков
plt.plot(history.history['loss'],
label='Точность на обучающем наборе')
plt.plot(history.history['val_loss'],
label='Точность на проверочном наборе')
plt.ylabel('Средняя ошибка')
plt.legend()
plt.show()

#Прогнозируем данные текущей сетью
currModel = modelX
(predVal, yValUnscaled) = getPred(currModel, xVal[0], yVal[0], yScaler)

#Дообучаем модель
modelX.compile(loss="mse", optimizer=Adam(lr=1e-6))
history = modelX.fit_generator(trainDataGen,
                               epochs=15,
                               verbose=1,
                               validation_data=testDataGen)
plt.plot(history.history['loss'],
label='Точность на обучающем наборе')
plt.plot(history.history['val_loss'],

```

```
label='Точность на проверочном наборе')
plt.ylabel('Средняя ошибка')
plt.legend()
plt.show()

#Прогнозируем данные текущей сетью
currModel = modelX
(predVal, yValUnscaled) = getPred(currModel, xVal[0], yVal[0], yScaler)
```



# Отчет о проверке на заимствования №1



**Автор:** Нешина Кристина Сергеевна

**Проверяющий:** Нешина Кристина

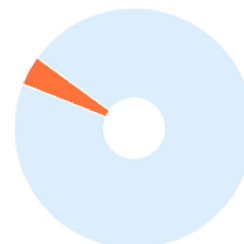
Отчет предоставлен сервисом «Антиплагиат» - <http://users.antiplagiat.ru>

## ИНФОРМАЦИЯ О ДОКУМЕНТЕ

№ документа: 95  
Начало загрузки: 02.06.2022 09:42:12  
Длительность загрузки: 00:00:01  
Имя исходного файла: ВКР(черновик).pdf  
Название документа: Магистерская диссертация\_Нешина  
Размер текста: 136 кБ  
Тип документа: Магистерская диссертация  
Символов в тексте: 139670  
Слов в тексте: 16919  
Число предложений: 1431

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ ОТЧЕТЕ

Начало проверки: 02.06.2022 09:42:14  
Длительность проверки: 00:11:03  
Корректировка от 15.06.2022 09:43:17  
Комментарии: не указано  
Модули поиска: Интернет Free



### ЗАИМСТВОВАНИЯ

4,18%

### САМОЦИТИРОВАНИЯ

0%

### ЦИТИРОВАНИЯ

0%

### ОРИГИНАЛЬНОСТЬ

95,82%

Заимствования — доля всех найденных текстовых пересечений, за исключением тех, которые система отнесла к цитированиям, по отношению к общему объему документа.  
Самоцитирования — доля фрагментов текста проверяемого документа, совпадающий или почти совпадающий с фрагментом текста источника, автором или соавтором которого является автор проверяемого документа, по отношению к общему объему документа.

Цитирования — доля текстовых пересечений, которые не являются авторскими, но система посчитала их использование корректным, по отношению к общему объему документа. Сюда относятся оформленные по ГОСТу цитаты; общепотребительные выражения; фрагменты текста, найденные в источниках из коллекций нормативно-правовой документации.

Текстовое пересечение — фрагмент текста проверяемого документа, совпадающий или почти совпадающий с фрагментом текста источника.

Источник — документ, проиндексированный в системе и содержащийся в модуле поиска, по которому проводится проверка.

Оригинальность — доля фрагментов текста проверяемого документа, не обнаруженных ни в одном источнике, по которым шла проверка, по отношению к общему объему документа.

Заимствования, самоцитирования, цитирования и оригинальность являются отдельными показателями и в сумме дают 100%, что соответствует всему тексту проверяемого документа.

Обращаем Ваше внимание, что система находит текстовые пересечения проверяемого документа с проиндексированными в системе текстовыми источниками. При этом система является вспомогательным инструментом, определение корректности и правомерности заимствований или цитирований, а также авторства текстовых фрагментов проверяемого документа остается в компетенции проверяющего.

| №    | Доля в отчете | Доля в тексте | Источник  | Актуален на | Модуль поиска | Блоков в отчете | Блоков в тексте |
|------|---------------|---------------|---|-------------|---------------|-----------------|-----------------|
| [01] | 1,43%         | 1,47%         | Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук (файл PDF) (Размещена 17.07.2018)<br><a href="http://tu-bryansk.ru">http://tu-bryansk.ru</a> | 17 Мая 2020 | Интернет Free | 33              | 34              |
| [02] | 0%            | 1,47%         | Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук (файл PDF) (Размещена 29.03.2018)<br><a href="http://tu-bryansk.ru">http://tu-bryansk.ru</a> | 08 Авг 2018 | Интернет Free | 0               | 34              |
| [03] | 0,99%         | 1,02%         | ANI-EU-2016-4(17)<br><a href="http://napravo.ru">http://napravo.ru</a>  | 02 Авг 2017 | Интернет Free | 34              | 35              |

Еще источников: 7

Еще заимствований: 1,76%